



TESIS - TE142599

Pengenalan Tekstur Pahatan pada Citra Prasasti Menggunakan Backpropagation

AMALIA CHAIRY
2215205004

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST, M.T

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017



TESIS - TE142599

Pengenalan Tekstur Pahatan pada Citra Prasasti Menggunakan Backpropagation

AMALIA CHAIRY
2215 205 004

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST., M.T

PROGRAM MAGISTER
BIDANG KEAHLIAN JARINGAN CERDAS MULTIMEDIA
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNOLOGI ELEKTRO
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2017

LEMBAR PENGESAHAN

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Teknik (M.T)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
oleh:

Amalia Chairy
NRP. 07111550050004

Tanggal Ujian : 19 Desember 2017
Periode Wisuda : Maret 2018

Disetujui oleh:

1. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc. (Pembimbing I)
NIP: 195409251978031001

2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T. (Pembimbing II)
NIP: 196806011995121009

3. Mochamad Hariadi, S.T., M.Sc., Ph.D. (Penguji)
NIP: 196912091997031002

4. Dr. Diah Puspito Wulandari, S.T., M.Sc. (Penguji)
NIP: 198012192005012001

Dekan Fakultas Teknologi Elektro



Dr. Tri Arief Sardjono, S.T., M.T.
NIP. 197002121995121001

Halaman ini sengaja dikosongkan

PERNYATAAN KEASLIAN TESIS

Dengan ini saya menyatakan bahwa isi keseluruhan Tesis saya dengan judul **“PENGENALAN TEKSTUR PAHATAN PADA CITRA PRASASTI MENGGUNAKAN BACKPROPAGATION”** adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diijinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri.

Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.

Surabaya, 19 Desember 2017



Amalia Chairy

NRP. 07111550050004

Halaman ini sengaja dikosongkan

PENGENALAN TEKSTUR PAHATAN PADA CITRA PRASASTI MENGGUNAKAN BACKPROPAGATION

Nama mahasiswa : Amalia Chairy
NRP : 2215 205 004
Pembimbing : 1. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, ST, M.T

ABSTRAK

Prasasti adalah dokumen penting yang diwariskan oleh sejarah kerajaan. Prasasti terbuat dari bahan keras seperti batu dan tembaga. Oleh karena itu perlu dilakukan digitalisasi dokumen, untuk menjaga keaslian dokumen. Namun dokumen warisan sejarah memiliki gangguan pada plat prasasti yang disebut *noise*. Sehingga perlu dilakukan pengurangan noise pada gambar prasasti. Salah satunya dengan memisahkan latar belakang dan objek tulisan yang diukir diatas prasasti agar memudahkan untuk dibaca. Ekstraksi ciri merupakan satu hal penting untuk dilakukan dalam pengolahan gambar, Karena dari hasil ekstraksi ciri bisa diperoleh informasi penting mengenai karakteristik gambar tersebut. Salah satu ciri yang bisa dianalisis adalah ciri tekstur. Pada penelitian ini menggunakan prasasti asal Indonesia yang bernama prasasti Adan-adan. Prasasti ini tersimpan di museum Mpu Tantular, Jawa Timur, Indonesia. Prasasti yang memiliki patina berwarna coklat. Kemudian diekstraksi dengan menggunakan metode ekstraksi fitur tekstur orde pertama dan kedua. Dari hasil ekstraksi, fitur tekstur yang digunakan adalah *gray level Co-occurrence Matrix*(GLCM). Dimana terdapat tiga fitur yang bisa digunakan, yaitu IDM, Korelasi, dan Entropi. Setelah dilakukan ekstraksi fitur tekstur, dilakukan pelatihan dan pengujian untuk mengenali pahatan pada citra prasasti menggunakan metode Backpropagation. Sehingga hasil yang diperoleh ada 89.85% citra yang dikenali dengan menggunakan metode backpropagation.

Kata kunci: Ekstraksi Ciri, Prasasti, Dokumen sejarah, *Gray level Co-occurrence Matrix*(GLCM), Backpropagation.

Halaman ini sengaja dikosongkan

RECOGNITION OF SCULPTURE TEXTURE ON IMAGE INSCRIPTION USING BACKPROPAGATION

By : Amalia Chairy
Student Identity Number : 2215 205 004
Supervisor(s) : 1. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar S, M.Sc
2. Dr. Eko Mulyanto Y, ST, M.T

ABSTRACT

Inscription is an important document inherited by history of kingdom. Inscription made on hard stuff such as stone and copper. There fore it is necessary digitizing documents, to keep the authenticity of the document. But the document of thehistorical heritage have disruption on inscription plate which be called noise. So that, it is necessary to reduce the noise in the image of the inscription, to ease the documentation of historical digital. Then, separation between the background and the writing object carved on inscription is conducted so easy to read. Feature extraction is one important thing to do in image processing, Because of the feature extraction results, important information about the characteristics of the image can be obtained. One of the features that can be analyzed is a feature of texture. This paper uses an inscription image. Inscription is an important document inherited by the history of kingdom. This paper uses an inscription from Indonesia called Adan-adan. This inscription is stored in the museum of Mpu Tantular, East Java, Indonesia. The inscription has a brown patina, then extracted by using texture feature extraction method of first and second order. Patina is a fine layer of oxide on the surface of the metal / copper. From the extraction results, the texture feature used is gray level Co-occurrence Matrix (GLCM). There are three features that can be used, namely IDM, Correlation, and Entropy. After the extraction of texture features, training and testing recognize sculpture on the image inscriptions using backpropagation method where conducted. As a results obtained, 89.85% of images was recognizable by using Backpropagation method.

Key words:Feature Extraction, Inscription, historical documents, Gray-level Co-occurrence Matrix (GLCM), Backpropagation.

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Syukur Alhamdulillah dipanjatkan kepada Allah SWT, berkat rahmat dan karunia-Nya tesis ini dapat diselesaikan. Penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tak terhingga kepada semua pihak, yang telah membantu dalam menyelesaikan tesis ini. Secara khusus penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang tulus kepada :

1. Prof. Dr. Ir. Yoyon Kusnendar Suprpto, M.Sc dan Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T selaku dosen pembimbing yang telah mengarahkan, memberi koreksi, dan motivasi dalam tesis ini.
2. Dr. Eko Mulyanto Yuniarno, S.T., M.T, selaku koordinator bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia Program Studi Teknik Elektro.
3. Bapak & Ibu Dewan penguji selaku dosen penguji yang telah memberikan saran dan kritik dalam tesis ini.
4. Bapak & Ibu dosen pengajar di Program Studi Teknik Elektro, bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia.
5. Terima Kasih Kepada Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan (KEMENDIKBUD) yang telah memberikan penulis beasiswa penggiat sosial dan seniman, sehingga dapat membantu penulis dalam keuangan selama masa *study* magister.
6. Ayahanda Arman Danus dan Ibunda Riswita yang menjadi motivasi penulis untuk sukses dan selalu memberikan dukungan baik materi maupun non-materi, perhatian serta doa tanpa henti kepada penulis. Abangda tercinta Aulia Ardy, Kedua Adikku tercinta Andria Sufy dan Annisa Zuhdy yang selalu mendoakan penulis.
7. Terima Kasih Buat Teman-teman PNR Surabaya, Relawan Melukis Harapan, Relawan Pendidikan Parenting Perubahan Dolly, Komunitas KPLI Medan, Relawan TIK Indonesia, Relawan TIK Srikandi Indonesia dan Relawan TIK Sumatera Utara.
8. Terima Kasih Buat Teman-teman Beasiswa Unggulan Penggiat Sosial dan Seniman Seluruh Indonesia yang selalu memberikan semangat, motivasi

kepada penulis. Terima Kasih Juga kepada (Fitri, Bang Ipul) yang selalu mengingatkan penulis untuk selalu menjaga kesehatan, jangan lupa beribadah, dan Istirahat Secukupnya.

9. Terima Kasih Kepada Teman-Teman JCM ITS, Uwak Farid Azhari yang selalu mendoakan dan menyemangati penulis. Teman-teman/Bapak/Ibu di Lab Visi Komputer ITS. Terima Kasih buat Mb Vika, Mas Wega yang mana selalu bersama penulis, saling menyemangati dalam pengerjaan penelitian ini.
10. Terima Kasih Untuk Galuh (yang selalu mengingatkan penulis untuk menulis buku, makan, jaga kesehatan) serta Anak-anak Kos R6.
11. Semua pihak yang telah banyak membantu proses penyelesaian tesis ini.

Penulis menyadari bahwa penulisan tugas akhir ini masih banyak keterbatasan dan kekurangan seperti pepatah “Tak ada akar yang tak lapuk”. Untuk itu kritik serta saran yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan. Akhirnya penulis ucapkan semoga tugas akhir ini dapat berguna bagi pembaca dan bagi penulis khususnya.

Surabaya, 19 Desember 2017

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN TESIS	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xviii
DAFTAR TABEL	xxi
DAFTAR NOMENKLATUR	xxiii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan.....	5
1.4 Batasan Masalah.....	5
1.5 Kontribusi.....	5
1.6 Metodologi Penelitian	5
BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	8
2.1 Kajian Penelitian Terkait.....	8
2.1.1 Penelitian terkait objek prasasti.....	8
2.1.2 Penelitian terkait Ekstraksi Fitur	8
2.1.3 Penelitian terkait tentang Backpropagation.....	9
2.2 Sejarah Prasasti.....	10
2.3 Citra Digital.....	13
2.3.1 Resolusi Citra	14
2.3.2 Hubungan Ketetanggaan Antar Piksel	15
2.3.3 Piksel <i>Mapping</i>	16
2.4 Citra Grayscale	16
2.5 Warna	17

2.5.1	Warna <i>Red</i> , <i>Green</i> dan <i>Blue</i> (RGB)	18
2.6	Ekstraksi Fitur Tekstur	20
2.6.1	Ekstraksi Orde Pertama	22
2.6.2	Ekstraksi Orde Kedua	23
2.7	Neural Network	27
2.7.1	Komponen Neural Network	29
2.7.2	Model Artificial Neural Network	30
2.8	Metode Backpropagation	31
2.8.1	Arsitektur Backpropagation	31
2.8.2	Fungsi aktivasi	32
2.8.3	Learning Rate	33
2.8.4	Pemilihan Bobot dan Bias	34
2.8.5	Tahapan Backpropagation	35
2.8.6	Pengujian Backpropagation	38
2.9	<i>Ground Truth</i>	39
2.10	Evaluasi Kinerja	40
2.10.1	<i>Receiver Operating Characteristic</i> (ROC)	40
BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN		45
3.1	Data Penelitian	46
3.2	Ekstraksi Fitur Tekstur	47
3.3	Pemilihan Fitur	48
3.4	Normalisasi Data	48
3.5	Tahapan Pengenalan	48
3.5.1	Struktur Jaringan Syaraf Tiruan	50
3.6	Perhitungan Performance Metode	51
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN		53
4.1	Preprocessing	53
4.2	Hasil Normalisasi Data	54
4.3	Hasil Ekstraksi Fitur dan Pemilihan Fitur	56
4.4	Perhitungan Manual Metode Backpropagation	61
4.5	Hasil Pengenalan menggunakan <i>Backpropagation</i>	72
4.5.1	Hasil Pelatihan Citra	72

4.5.2	Evaluasi Pengujian	76
4.6	Evaluasi Hasil Deteksi.....	104
BAB V PENUTUP		107
4.7	KESIMPULAN	107
4.8	SARAN	107
DAFTAR PUSTAKA.....		109
LAMPIRAN		114

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Jenis-jenis prasasti : (a) Prasasti Batu, (b) Prasasti Tembaga dan.....	12
Gambar 2.2 Prasasti yang memiliki patina berwarna (a) Coklat dan (b) Hijau.....	13
Gambar 2.3 Sistem koordinat citra berukuran $M \times N$ (M baris dan N kolom)	14
Gambar 2.4 Piksel <i>Mapping</i>	16
Gambar 2.5 Citra Grayscale	17
Gambar 2.6 Spektrum Cahaya.....	18
Gambar 2.7 Koordinat Warna <i>RGB</i>	19
Gambar 2.8 Citra Warna.....	20
Gambar 2.9 Arah dan Jarak piksel dalam GLCM	23
Gambar 2.10 Matriks asal.....	25
Gambar 2.11 Area Kerja Matriks	26
Gambar 2.12 Pembentukan matriks korelasi dari Matrik I	26
Gambar 2.13 GLCM Simetris	26
Gambar 2.14 GLCM Simetris ternormalisasi dari Matriks I.....	27
Gambar 2.15 Struktur dasar jaringan syaraf tiruan dan Struktur sederhana sebuah neuron (Purnomo & Kurniawan, 2006).....	28
Gambar 2.16 Model Umum <i>Artificial Neural Network</i>	31
Gambar 2.17 Arsitektur Metode <i>Backpropagation</i>	32
Gambar 2.18 (a) Citra prasasti , (b) pemberian warna putih pada area pahatan huruf. (c) Pemberian warna hitam pada area bukan pahatan citra.....	40
Gambar 3.1 Blok Diagram Penelitian.....	45
Gambar 3.2 Data Penelitian citra prasasti, (a) citra bukan pahatan dan (b) citra pahatan.....	47
Gambar 3.3 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan.....	50
Gambar 4.1 Ilustrasi pergerakan <i>sliding image</i>	53
Gambar 4.2 (a) Citra Prasasti dan (b) merupakan Hasil Citra <i>ground truth</i>	54
Gambar 4.3 Hasil ekstraksi fitur tekstur (a) Energi, (b) IDM, (c) Korelasi,	58
Gambar 4.4 Data Pelatihan, (a) Citra bukan pahatan dan (b) Citra pahatan.	73
Gambar 4.5 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada <i>hidden layer</i> = 10	73
Gambar 4.6 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada <i>hidden layer</i> = 20	74
Gambar 4.7 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada <i>hidden layer</i> = 30	75
Gambar 4.8 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada <i>hidden layer</i> = 40	76
Gambar 4.9 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada <i>hidden layer</i> = 50	76
Gambar 4.10 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 1	77
Gambar 4.11 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 2.....	79
Gambar 4.12 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 3.....	80
Gambar 4.13 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 4.....	81
Gambar 4.14 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 5.....	83
Gambar 4.15 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 6.....	84
Gambar 4.16 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 7.....	85
Gambar 4.17 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 8.....	87

Gambar 4.18 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 9	88
Gambar 4.19 Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 10.....	89
Gambar 4.20 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 11	91
Gambar 4.21 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 12	92
Gambar 4.22 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 13	93
Gambar 4.23 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 14	95
Gambar 4.24 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 15	96
Gambar 4.25 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 16	97
Gambar 4.26 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 17	99
Gambar 4.27 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 18	100
Gambar 4.28 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 19	102
Gambar 4.29 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 20	103

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 <i>Confusion Matrix</i>	41
Tabel 4.1 Nilai GLCM 0^0 Sebelum Normalisasi	55
Tabel 4.2 Hasil Normalisasi	56
Tabel 4.3 Nilai Maksimum dan Minimum Fitur	59
Tabel 4.4 Hasil Ekstraksi Fitur	60
Tabel 4.5 Data <i>input</i>	61
Tabel 4.6 Inisialisasi Bobot Awal (V_{ij})	62
Tabel 4.7 Nilai Bobot(V_{ij}) dari inputan(X_i) menuju <i>hidden layer</i> (Z_j)	63
Tabel 4.8 Nilai Bobot (W_{jk}) pada <i>output</i> (Y_k)	63
Tabel 4.9 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 1	78
Tabel 4.10 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 2	79
Tabel 4.11 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 3	80
Tabel 4.12 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 4	82
Tabel 4.13 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 5	83
Tabel 4.14 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 6	84
Tabel 4.15 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 7	86
Tabel 4.16 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 8	87
Tabel 4.17 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 9	88
Tabel 4.18 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 10	89
Tabel 4.19 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 11	91
Tabel 4.20 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 12	92
Tabel 4.21 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 13	94
Tabel 4.22 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 14	95
Tabel 4.23 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 15	96
Tabel 4.24 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 16	98
Tabel 4.25 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 17	99
Tabel 4.26 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 18	100
Tabel 4.27 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 19	102
Tabel 4.28 <i>Confusion Matrix</i> hasil deteksi tekstur pahatan 20	103
Tabel 4.29 Evaluasi Kinerja	105

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR NOMENKLATUR

1	f_n	: Suatu intensitas keabuan citra.
2	$p(f_n)$: Nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra.
3	σ	: standar deviasi dari nilai intensitas Keabuan.
4	$P(i, j \Delta x, \Delta y)$: Frekuensi relatif dengan dua piksel
5	$\Delta x, \Delta y$: jarak piksel
6	i, j	: Daerah ketetanggaan dalam intensitas
7	$M \times N$: Citra yang memiliki nilai keabuan
8	$f(M, N)$: Intensitas pada citra dari daerah ketetanggaan
9	$p(i, j)$: Menyatakan nilai pada baris i dan baris j pada matrik kookurensi
10	X_i	: Unit dari pola input ke i , $i = 1, 2, \dots, n$.
11	t_k	: Unit dari pola target <i>output</i> ke- k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$).
12	V_{0j}	: Nilai bobot pada bias untuk unit Z_j .
13	V_{ij}	: Nilai bobot dari unit X_i ke unit Z_j .
14	ΔV_{ij}	: Selisih antara keluaran Z_j dengan V_{0j} .
15	ΔV_{0j}	: Selisih antara keluaran Z_j dengan lapisan <i>input</i> X_i .
16	W_{0k}	: Nilai bobot pada bias untuk unit Y_k .
17	W_{jk}	: Nilai bobot dari unit Z_j ke unit Y_k .
18	Y_k	: Unit ke $-k$ ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) pada <i>hidden layer</i> dari fungsi pengaktif.
19	Y_in_k	: Hasil Untuk Y_k sebelum menggunakan fungsi pengaktif.
20	Z_in_j	: Hasil dari unit Z_j sebelum menggunakan fungsi pengaktif.

21	Z_j	: Unit ke- j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) pada <i>hidden layer</i> dari fungsi pengaktif.
22	δ_k	: Nilai kesalahan yang akan digunakan dalam perubahan bobot pada lapis <i>output</i> .
23	δ_{in_j}	: Faktor pengendalian bobot.
24	δ_j	: Nilai kesalahan yang akan digunakan dalam perubahan bobot pada lapis <i>hidden layer</i> .
25	α	: Konstanta <i>Learning rate</i> $0 < \alpha < 1$.
26	(x)	: Nilai dari perkalian antara bobot dan <i>hidden layer</i> .
27	$f(x)$: Fungsi Aktifasi.
28	n	: Jumlah Unit Masukan
29	p	: Jumlah Unit Tersembunyi
30	β	: Faktor Skala
31	X_i	: Unit Masukan

Halaman ini sengaja

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Jejak-jejak masa lampau menjadi bahan penting untuk menuliskan kembali sejarah umat manusia. Jejak masa lampau mengandung informasi yang dapat dijadikan bahan penulisan sejarah. Masa lampau hanya meninggalkan jejak sejarah. Kisah sejarah disampaikan dari generasi ke generasi dan dijaga terus sehingga mampu mengisahkan kembali peristiwa. Jejak sejarah biasanya dikatakan sebagai rekam sejarah, rekam sejarah dibedakan menjadi dua, yaitu rekam historis dan rekam non historis. Rekam historis, yaitu rekam sejarah yang menurut sejarawan mengandung informasi kejadian yang digunakan untuk menyusun penulisan sejarah. Sedangkan rekam nonhistoris, yaitu suatu kejadian pada masa lampau yang tidak memiliki nilai sejarah.

Rekam historis berwujud tulisan yang berasal dari tradisi masyarakat masa lalu. Rekaman tulis diindonesia terbagi beberapa sumber, yaitu sumber tertulis sezaman dan setempat, sumber tertulis sezaman dan tidak setempat dan sumber tertulis setempat tidak sezaman. Sumber tertulis sezaman dan setempat dituliskan oleh orang yang mengalami peristiwa itu, pada waktu itu atau ditulis tidak lama setelah peristiwa tersebut. Salah satu contohnya adalah prasasti.

Kata prasasti berasal dari sanskerta, arti sebenarnya adalah “pujian”. Tetapi kemudian dianggap menjadi piagam, maklumat, surat keputusan. Sehingga dapat diartikan, Prasasti adalah sebuah piagam atau dokumen peninggalan sejarah jaman kerajaan yang sengaja ditulis pada bahan yang keras dan tahan lama. Isi dari prasasti berupa keputusan pengadilan tentang perdata (disebut prasasti jayapatra atau jayasong), sebagai tanda kemenangan (jayacikna), tentang utang piutang (suddhapatra) dan tentang kutukan atau sumpah. Tulisan pada prasasti umumnya berupa goresan atau ukiran, sehingga huruf-huruf yang tertulis lebih menjorok kedalam daripada permukaan media yang digunakan.

Huruf yang digunakan pada prasasti di Indonesia adalah huruf jawa kuno. Bahan yang digunakan untuk membuat prasasti pada jaman kerajaan kuno di Indonesia adalah batu atau logam. Jenis prasasti batu terbuat dari bahan batu andesit, kapur, pualam dan basalt. Sedangkan untuk prasasti logam terbuat dari bahan tembaga atau perunggu dan sedikit sekali yang menggunakan emas atau perak (Kumalasari, 2010).

Prasasti yang berjeniskan batu biasanya disebut dengan Caila, terdiri dari batu biasa (batu kali) disebut *natural stone*, batu lingga (batu lambang siwa), pseudo lingga (lingga semu) biasanya berupa batu patok atau batu pembatas, dan batu yoni(lambang isteri siwa), biasanya juga disebut lambang wanita.

Prasasti dari perunggu, misalnya prasasti dari airlangga, yaitu prasasti calcutta. Prasasti yang berupa batu bata disebut juga terra cotta. Prasasti dari batu bata ini diindonesia hanya sedikit sekali ditemui. Salah satu contohnya prasasti di candi sentul.

Berdasarkan bahasa yang digunakan, prasasti dibedakan menjadi empat, yaitu: Prasasti berbahasa sansekerta(Misalnya: prasasti kutai, prasasti tarumanegara, prasasti tuk mas, prasasti canggal(sumber sejarah mataram hindu), ratu boko, kalasan, kelurak plumpungan, dan dinoyo), Prasasti perpaduan bahasa antara jawa kuno dengan sansekerta (Misalnya, prasasti kedu, prasasti randusari I dan II, dan prasasti trowulan I, II, III, IV), Prasasti perpaduan bahasa melayu kuno dengan sansekerta (Misalnya, prasasti kota kapur di sriwijaya, prasasti gondosuli, prasasti dieng, dan prasasti sajomerto) dan prasasti perpaduan bahasa bali kuno dengan sanskerta.

Secara umum isi prasasti antara lain: (a) Penghormatan kepada dewa dalam agama hindu biasanya diawali dengan kata *ong civaya*, sedangkan agama budha diawali dengan kata *ong nama buddhaya*, (b) Angka tahun dan penanggalan, (c) Menyebut nama raja, (d) Perintah kepada pegawai tinggi, (e) Penetapan daerah sima atau daerah bebas pajak, yang telah menolong raja atau menolong orang penting atau telah menolong rakyat banyak, (f) Hadiah yang diberikan oleh daerah yang dijadikan sima kepada raja, kepada pendeta, dan para saksi. Jika berupa uang, ukurannya adalah *Su*, berarti suwarna atau emas. Ma

berarti masa dan Ku berarti kupang (1su = 16 Ma = 64 Ku atau 1 Su = 1 Tail = 2 real), demikianlah ukuran uangnya, (g) Jalannya Upacara, (h) Tontonan yang diadakan dan (i) Kutukan atau sumpah serapah kepada orang yang melanggar peraturan didaerah.

Pada penelitian ini menggunakan jenis prasasti logam, salah satu jenis prasastinya adalah prasasti Adan-adan. Prasasti Adan-adan merupakan prasasti terlengkap yang dimiliki di museum Empu Tantular. Prasasti Adan-adan ditemukan didesa Mayangrejo, Kecamatan Kalitidu Bojonegoro pada tanggal 2 Maret 1992. Prasasti ini ditemukan dalam keadaan tertimbun tanah pada kedalaman sekitar 50 cm dari permukaan tanah. Prasasti ini berjumlah 17 lempeng terbuat dari tembaga dengan ukuran panjang 37,5 cm, lebar 12 cm dan tebal 4 mm.

Terdapat dua jenis patina yang timbul, yaitu patina berwarna coklat gelap dan patina berwarna hijau. Patina coklat gelap umumnya mulai tumbuh pada tembaga pada usia tiga atau empat tahun. Kerusakan yang terjadi pada prasasti patina berwarna coklat menutupi pahatan huruf sehingga huruf yang ada di prasasti menjadi tidak utuh dan sulit dibaca. Secara fisik berbagai macam usaha untuk memperbaiki prasasti logam, namun banyak kekhawatiran salah satunya bertambahnya kerusakan yang lebih parah.

Untuk menjaga kelestarian benda peninggalan sejarah khususnya prasasti diperlukan mendokumentasikan untuk keperluan penelitian serta publikasi keberadaan dan isi prasasti. Timbulnya patina pada prasasti tembaga kuno mengakibatkan huruf-huruf tidak jelas terlihat, maka perlu dilakukan perbaikan citra. Perbaikan Citra merupakan proses mengembalikan citra yang berkurang kualitasnya ke kondisi yang mendekati aslinya. Penurunan kualitas citra dapat disebabkan oleh derau. Pada penelitian ini patina yang menutupi citra pahatan huruf merupakan komponen yang akan dihilangkan. Proses timbulnya patina pada tembaga merupakan proses yang alami. Patina coklat gelap umumnya mulai tumbuh pada tembaga pada usia tiga atau empat tahun. Sedangkan patina hijau umumnya mulai tumbuh setelah 10 tahun usia tembaga. Timbulnya patina juga dapat lebih lambat atau lebih cepat dipengaruhi oleh keadaan lingkungan sekitar. Patina coklat gelap berwujud lapisan tipis yang

menutupi permukaan prasasti, yang mengakibatkan perubahan warna yang hampir merata pada permukaan prasasti. Sedangkan untuk patina hijau berwujud lebih tebal dibandingkan patina coklat gelap. Kerusakan yang ditimbulkan patina hijau tidak hanya mengubah warna prasasti, tetapi juga menutupi pahatan huruf yang ada pada prasasti sehingga huruf yang ada pada prasasti menjadi tidak utuh dan sulit dibaca (Susijanto Tri Rasmana, 2017a).

Langkah awal penelitian ini adalah mengambil bagian citra pahatan dan bukan pahatan, kemudian mempelajari fitur-fitur yang bisa digunakan untuk mengenali bagian pahatan dan bukan pahatan pada citra prasasti. Pada penelitian ini menggunakan fitur tekstur untuk mencari ciri-ciri dari pahatan huruf dan bukan pahatan pada citra prasasti. Kemudian melakukan pembelajaran untuk pengenalan dengan metode *backpropagation*.

1.2 Rumusan Masalah

Prasasti adalah benda peninggalan sejarah. Untuk menjaga kelestarian benda peninggalan sejarah harus didokumentasikan. Para epigraf melakukan dokumentasi benda peninggalan sejarah dengan cara *rubbing*, dimana menggosokkan prasasti dengan menggunakan kertas dan pensil. Namun, dengan cara tersebut tidak membuat bertahan untuk menyimpan hasil dokumentasinya. Sehingga penulis melakukan dengan cara komputerisasi. Dimana menyimpan hasil dokumentasi dalam bentuk digital. Namun, penelitian ini masih tahapan untuk mengenali tekstur pada tulisan di prasasti.

Pada penelitian ini menggunakan Prasasti yang berbahan tembaga, dimana didalam prasasti ini ditemukan patina. Timbulnya patina membuat pahatan-pahatan huruf tidak terbaca, sehingga perlu dilakukan pengenalan terhadap prasasti berdasarkan tekstur pahatan.

Berdasarkan studi sebelumnya (T. Rasmana, K. Suprpto, & E. Purnama, 2013) melakukan pengukuran warna pada pahatan dan bukan pahatan citra prasasti. Pengukuran beda warna dilakukan menggunakan model warna CIELAB. Hasil dari studi ini didapatkan bahwa fitur warna bukanlah fitur yang tepat untuk mengenali pahatan yang ada pada prasasti, karena perbedaan warna antara pahatan dengan bukan pahatan yang sangat kecil. Hal ini dapat

diketahui dari hasil pengukuran beda warna pada layer a^* dan b^* yang kecil, sedangkan perbedaan yang cukup besar pada layer L^* yang merupakan lapisan yang mempresentasikan intensitas warna dari citra. Selanjutnya hanya layer L^* inilah yang digunakan dalam penelitian selanjutnya. Sehingga penelitian selanjutnya melakukan pengukuran menggunakan tekstur (Susijanto T. Rasmana, Suprpto, Purnama, Uchimura, & Koutaki, 2016), penelitian ini melakukan segmentasi pada citra prasasti menggunakan ekstraksi fitur tekstur FO(*first order*), GLCM dan penggabungan fitur tekstur dari FO dan GLCM. Dihasilkan bahwa fitur tekstur bekerja dengan baik pada pemisahan pahatan dan bukan pahatan citra prasasti. Hal ini yang mendasari pemakaian fitur tekstur pada pengenalan tekstur pahatan citra prasasti.

1.3 Tujuan

Tujuan utama dari penelitian ini adalah melakukan pengenalan terhadap pahatan dan bukan pahatan berdasarkan tekstur pada citra prasasti.

1.4 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Data penelitian menggunakan citra prasasti yang memiliki patina berwarna coklat.
2. Metode yang digunakan adalah GLCM dan Backpropagation.
3. Data yang digunakan pada penelitian ini berupa beberapa huruf pada citra prasasti.

1.5 Kontribusi

Kontribusi yang diharapkan dari hasil penelitian ini adalah dapat mempermudah pembaca dan peneliti untuk membaca isi dari tulisan yang terdapat didalam prasasti dan untuk dokumentasi digital.

1.6 Metodologi Penelitian

Penelitian ini disusun menjadi lima bab sebagai berikut:

Bab 1 Pendahuluan:

Pada Bab ini berisi tentang penjelasan latar belakang, permasalahan, tujuan penelitian, kontribusi dari penelitian ini.

Bab 2 Tinjauan Pustaka:

Pada Bab ini berisi tentang kajian terkait dengan topik penelitian, diantara lain teori tentang sejarah prasasti, Citra digital, Hubungan ketetanggaan piksel, Citra Grayscale, Ekstraksi Fitur Tekstur, Deteksi menggunakan Backpropagation.

Bab 3 Metodologi Penelitian:

Bab ini berisi tentang tahapan proses metode perancangan untuk mendeteksi tekstur pahatan pada citra prasasti.

Bab 4 Hasil dan Pembahasan:

Pada Bab ini berisi tentang pembahasan dan hasil penelitian pada proses pengenalan/deteksi tekstur pahatan pada citra prasasti.

Bab 5 Kesimpulan:

Pada Bab ini berisi tentang kesimpulan dan saran mengenai hasil evaluasi dan analisis serta penelitian lanjutan untuk pengembangan dan perbaikan penelitian ini.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 Kajian Penelitian Terkait

2.1.1 Penelitian terkait objek prasasti

Banyak Karya kaligrafi Cina kuno yang dibuat oleh ahli kaligrafi sebelumnya yang diukir pada batu dan dokumen kaligrafi dihasilkan dengan cara Rubbings. Hasil dari *rubbing* yang dibuat diambil dan di reproduksi ulang secara luas dan dipelajari oleh generasi serta digunakan untuk model belajar dan berlatih seni kaligrafi. Perkembangan teknologi digital, sejumlah besar dari dokumen batu prasasti di scan dan disimpan didalam komputer, gunanya untuk meneliti serta membandingkan *rubbings* kertas dan *digital rubbings* yang mana lebih nyaman untuk dijadikan pembelajaran kepada orang-orang. Di dalam penelitian ini membahas tentang *rubbings* pada batu, dimana menggosok adalah salah satu yang paling umum dan mungkin teknik yang lama digunakan dalam seni grafis. Namun, banyak menggosok sebagian yang terkandung latar belakang tidak terbaca dikarenakan erosi(Huang, Li, Huang, Li, & Hou, 2016)(Wu & Zhong, 2014).

Untuk perbaikan interpretasi citra tersebut, beberapa teknik restorasi citra dilakukan dan peneliti melakukan pelestarian tepi dan semua rincian halus dari gambar *rubbings* pada batu sambil mengurangi kebisingan. Melakukan perbandingan beberapa metode gambar *denoising* dengan mengandalkan *Anisotropic Diffusion filter*, *Wiener filter*, *TV (Total Variation)*, *NLM (Non-Local Means, NLM)*, *Bilateral filtering*. Sebuah ukuran kuantitatif perbandingan disediakan menggunakan PSNR, MSE, SNR, UQI and SSIM(Huang et al., 2016)(Wu & Zhong, 2014)(Sreedevi, Pandey, Jayanthi, Bhola, & Chaudhury, 2013).

2.1.2 Penelitian terkait Ekstraksi Fitur

Pada penelitian (Sri, C., Hani'ah, M., Raaiqa, R., & Suciati, 2015), Mengenai Klasifikasi batik menggunakan neural network dengan ekstraksi fitur

warna dan *gray level co-occurrence matriks*(GLCM). Hasil dari penelitian ini menyatakan bahwa metode backpropagation dapat bekerja dengan baik dalam klasifikasi batik, dimana memiliki akurasi 94% dan presisi 90.66%.

Pada penelitian yang dilakukan (Setiawan, Dedi, Kadek, Rasmana, Tri, & Wibowo, Christian, 2015) adalah menganalisis fitur citra prasasti logam menggunakan *gray level run length matriks*(GLRLM). Penelitian ini menggunakan data citra prasasti patina coklat dan hijau. Dalam proses ekstraksi fitur dilakukan perhitungan nilai-nilai atribut SRE, LRE, GLN, RP, RLN, LGRE dan HGRE berdasarkan ekstraksi GLRLM empat arah pergeseran sudut. Nilai fitur yang dihasilkan pada ekstraksi fitur tidak jauh berbeda dengan guratan dan lempeng patina coklat serta patina hijau, dimana memiliki nilai yang hampir sama pada sama pada masing-masing jenis prasasti. Penelitian ini juga melakukan klasifikasi menggunakan SVM pada citra guratan dan lempeng yang berpatina coklat memperoleh nilai AUC mencapai 0.8284 dan tingkat akurasi dari AUC 73.33% dan pada citra guratan dan lempeng yang berpatina hijau memperoleh nilai AUC mencapai 0.8932 dan tingkat akurasi dari AUC 79.17%. Dapat disimpulkan bahwa klasifikasi SVM berdasarkan fitur GLRLM merupakan hasil yang baik.

2.1.3 Penelitian terkait tentang Backpropagation

Konsep pengenalan pola mengacu pada klasifikasi pola, backpropagation merupakan salah satu metode pengenalan pola yang baik dikarenakan dapat mengenali pola dengan proses pembelajaran adaptif dan toleransi error yang lebih baik, walaupun lebih banyak waktu yang diperlukan untuk melatih jaringan untuk pola yang sangat kompleks(Kishore & Kaur, 2012). Hal yang sama dilakukan oleh (Tikoo & Malik, 2016) melakukan deteksi wajah menggunakan backpropagation, dimana metode ini berhasil mendeteksi wajah dengan akurasi 85%. Metode backpropagation juga digunakan dalam pengenalan tulisan tangan (Devireddy & Rao, 2009). Kemudian digunakan juga untuk klasifikasi batik indonesia (Kasim, Wardoyo, & Harjoko, 2017) dengan akurasi 90.48%. Metode backpropagation bekerja baik dalam pengenalan simbol jarimatika dengan menggunakan orientasi histogram, diperoleh akurasi sebesar

93.33% (Sunyoto & Harjoko, 2014). Kemudian metode backpropagation digunakan untuk pengenalan hand gesture dinamis dimana diperoleh akurasi sebesar 88.96%(Lukito & Harjoko, 2013). Berdasarkan penelitian dari (Sarker, Besra, & Dhua, 2015) tentang pengenalan tulisan tangan menggunakan backpropagation dimana menggunakan algoritma pelatihan yaitu maslurberg learning menghasilkan akurasi sebesar 73.75 %. Ada beberapa penelitian yang meneliti tentang pengenalan pada Scattered Object dengan mengkombinasikan algoritma neural network dan Hu. Metode neural network bekerja dengan baik dan menghasilkan akurasi sebesar 87.5 % (Widiastuti & Suhendar, 2015). Penelitian yang diteliti oleh (Shimada, Iwasaki, & Asakura, 2015) tentang pengenalan pengejaan jari menggunakan neural network. Dimana menggunakan 1800 data untuk training dan 360 data untuk testing. Diperoleh akurasi yang optimal sebesar 81.11%. (Mailani, Amrizal, & Hakiem, 2017) melakukan analisis perbandingan akurasi pada backpropagation dan LVQ untuk pengenalan pola pada huruf hijaiyah, dimana diperoleh hasilnya bahwa metode backpropagation baik melakukan pengenalan pola dengan akurasi sebesar 98.81% dan LVQ sebesar 51.91%. Kemudian pengenalan Printed New Tai Lue Character dengan menggunakan backpropagation (Li, Yu, Li, & Peng, 2016), metode backpropagation dapat mengenali karakter huruf sebesar 98.04%. pengenalan karakter catur cina dengan fitur ekstraksi direction dan backpropagation (Seniman, Arisandi, Rahmat, William, & Nababan, 2017) berhasil mengenali dengan baik dengan akurasi sebesar 98%.

2.2 Sejarah Prasasti

Prasasti merupakan sumber penulisan sejarah. Prasasti memiliki ciri-ciri dan karakteristik sesuai dengan perkembangan jaman, mulai dari pemilihan media, jenis tulisan atau aksara, Bahasa yang digunakan sampai dengan struktur dan susunan isinya. Prasasti-prasasti yang memuat karakteristik dapat membantu penentuan kronologinya, jika didalamnya tidak memuat unsur penanggalan (Casparis,1978).

Pengertian prasasti menurut ilmu epigrafi yang diungkapkan oleh Bekker (1972:10) dalam buku Ilmu Prasasti Indonesia, mengatakan bahwa prasasti adalah benda peninggalan masa lampau yang berbentuk tulisan, sebagai putusan resmi raja, tertulis diatas batu, lontar, dan tembaga, yang dirumuskan menurut kaidah-kaidah tertentu, berisikan tentang anugerah dan hak-hak, serta dikaruniakan melalui upacara untuk diberikan kepada desa atau orang yang telah berjasa.

Isi prasasti lainnya berupa keputusan pengadilan tentang perkara perdata (disebut prasasti *jayapatra* atau *jayasong*), sebagai tanda kemenangan (*jayacikna*), tentang utang-piutang (*suddhapatra*), dan tentang kutukan atau sumpah. Prasasti tentang kutukan atau sumpah hampir semuanya ditulis pada masa kerajaan sriwijaya. Serta adapula prasasti yang berisi tentang genealogi raja atau asal usul suatu tokoh.

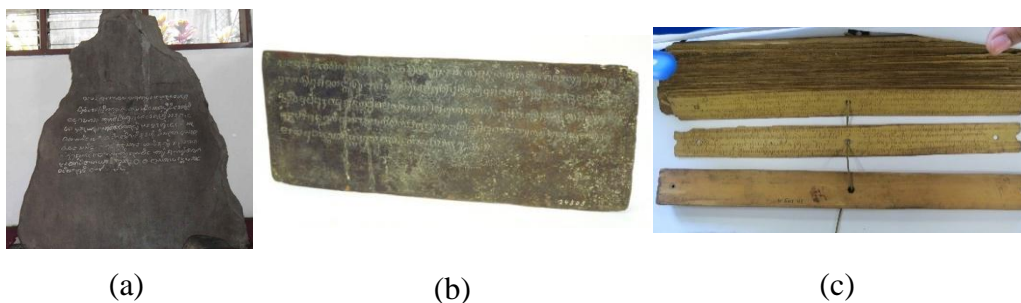
Sampai kini prasasti tertua di Indonesia teridentifikasi berasal dari abad ke-5 Masehi, yaitu prasasti Yupa dari kerajaan Kutai, Kalimantan Timur. Prasasti tersebut berisi mengenai hubungan genealogi pada masa pemerintahan raja Mulawarman. Prasasti Yupa merupakan prasasti batu yang ditulis dengan huruf pallawa dan bahasa sanskerta. Periode terbanyak pengeluaran prasasti terjadi pada abad ke-8 hingga ke-14. Pada saat itu aksara yang banyak digunakan adalah Pallawa, Prenagari, Sanskerta, Jawa Kuno, Melayu Kuno, Sunda Kuno, dan Bali Kuno. Bahasa yang digunakan juga bervariasi dan umumnya adalah bahasa Sanskerta, Jawa Kuno, Sunda Kuno, dan Bali Kuno.

Prasasti dapat ditemukan dalam bentuk angka tahun maupun tulisan singkat. Angka tahun dapat ditulis dengan angka maupun candrasengkala, baik kata-kata maupun tulisan. Tulisan singkat dapat ditemukan pada dinding candi, pada ambang pintu bagian atas dan pada batu-batu candi.

Pada zaman kerajaan Islam, prasasti menggunakan aksara dan bahasa Arab ataupun aksara Arab namun berbahasa Melayu aksara Pegon. Sebagian besar prasasti terdapat pada lempengan-lempengan tembaga bersurat, makam, masjid, hiasan dinding, baik di masjid maupun dirumah para bangsawan, pada cincin cap dan cap kerajaan, mata uang, meriam, dll. Pada masa yang lebih muda yaitu masa kolonial, aksara Latin banyak digunakan, meliputi bahasa-

bahasa Inggris, Portugis, dan Belanda. Prasasti Latin umumnya terdapat pada gereja-gereja, rumah dinas pejabat kolonial, benteng-benteng, tugu peringatan, meriam, mata uang, cap, dan makam. Prasasti beraksara dan berbahasa Cina juga dikenal di Indonesia yang tersebar antara masa klasik sampai masa islam. Prasasti tersebut terdapat pada mata uang, benda-benda porselin, gong perunggu dan batu-batu kubur yang biasanya terbuat dari batuan pualam.

Berdasarkan jenis bahannya, menurut Boechari (1997: 1-2) prasasti dapat dibedakan menjadi tiga bagian, yaitu bagian pertama *lingga prasasti* yaitu prasasti yang ditulis pada batu berbentuk lingga, bagian kedua *tambra prasasti* yaitu prasasti yang ditulis pada tembaga, dan bagian ketiga *ripta prasasti* yaitu prasasti yang tulis pada daun tal atau rontal(Boechari(ed), 1977). Dapat dilihat pada Gambar 2.1 Jenis-jenis prasasti.



Gambar 2.1 Jenis-jenis prasasti : (a) Prasasti Batu, (b) Prasasti Tembaga dan (c) Prasasti Daun Lotar

Bahan yang digunakan untuk menuliskan prasasti biasanya berupa batu atau lempengan logam, daun, dan kertas. Selain andesit, batu yang digunakan adalah batu kapur, pualam, dan basalt. Dalam arkeologi, prasasti batu disebut upala prasasti. Prasasti logam yang umumnya terbuat dari tembaga dan perunggu, biasa disebut tamra prasasti. Hanya sedikit sekali prasasti yang berbahan lembaran perak dan emas. Adapula yang disebut ripta prasasti, yakni prasasti yang ditulis di atas lontar atau daun tal. Ada juga beberapa prasasti terbuat dari tanah liat atau tablet yang diisi dengan mantra-mantra agama budha.

Pada penelitian ini menggunakan prasasti tembaga. Prasasti tembaga ini ditemukan di Desa Mayangrejo, Kalitidu, Kabupaten Bojonegoro pada 2 maret 1992. Prasasti ini dinamakan Prasasti Adan-Adan, ditemukan dibawah permukaan tanah dikedalaman sekitar 50 cm dari permukaan tanah. Prasasti ini tersimpan di museum Mpu Tantular, Jawa Timur, Indonesia. Prasasti ini berjumlah 17 buah dengan panjang 37.5 cm, lebar 12 cm, dan tebal 4 mm.

Ketika ditemukan prasasti ini mengalami kerusakan seperti karatan(patina) pada lapisan lempengan tembaga dan banyaknya guratan huruf serta bagian lainnya yang tertutup dengan patina. Dapat dilihat Pada Gambar 2.2. ada dua jenis patina yang terdapat pada prasasti adan-adan yaitu berwarna coklat dan hijau.



(a)



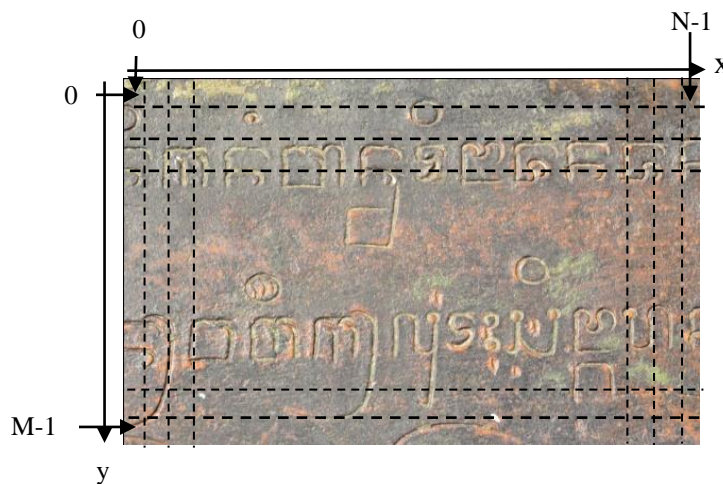
(b)

Gambar 2.2 Prasasti yang memiliki patina berwarna (a) Coklat dan (b) Hijau

2.3 Citra Digital

Citra digital adalah citra yang dinyatakan secara diskrit (tidak kontinu), baik untuk posisi koordinatnya maupun warnanya. Dengan demikian, citra digital dapat digambarkan sebagai suatu matriks, dimana indeks baris dan indeks kolom dari matriks menyatakan posisi suatu titik di dalam citra dan harga dari elemen matriks menyatakan warna citra pada titik tersebut. Dalam citra digital yang dinyatakan sebagai susunan matriks seperti ini, elemen–elemen matriks tadi disebut juga dengan istilah piksel yang berasal dari kata picture element. Citra juga dapat didefenisikan fungsi dua variabel, $f(x, y)$, di mana x dan y adalah koordinat spasial sedangkan nilai $f(x, y)$ adalah intensitas citra pada koordinat.

Citra digital dibentuk oleh kumpulan titik yang dinamakan piksel. Setiap piksel digambarkan sebagai satu kotak kecil. Setiap piksel mempunyai koordinat posisi. Sistem koordinat yang dipakai untuk menyatakan citra digital dapat dilihat pada Gambar 2.3. Sebuah piksel memiliki koordinat berupa (x, y) , dimana x merupakan posisi kolom dan y merupakan posisi baris. Piksel pojok kiri-atas mempunyai koordinat $(0,0)$ dan piksel pada pojok kanan-bawah mempunyai koordinat $(N-1, M-1)$.



Gambar 2.3 Sistem koordinat citra berukuran $M \times N$ (M baris dan N kolom)

2.3.1 Resolusi Citra

Resolusi citra adalah tingkat detail suatu citra. Semakin tinggi resolusi citra maka akan semakin tinggi pula tingkat detail dari citra tersebut. Satuan dalam pengukuran resolusi citra dapat berupa ukuran fisik (jumlah garis per mm/jumlah garis per inchi) ataupun dapat juga berupa ukuran citra menyeluruh (jumlah garis per tinggi citra). Resolusi sebuah citra dapat diukur dengan berbagai cara, antara lain adalah Resolusi piksel, Resolusi Spasial, Resolusi Spektral, Resolusi Radiometrik.

Resolusi piksel adalah perhitungan jumlah piksel dalam citra digital. Sebuah citra dengan tinggi N piksel dan lebar M piksel berarti memiliki resolusi sebesar $M \times N$. Resolusi piksel akan memberikan dua buah angka integer yang

secara berurutan akan mewakili jumlah piksel lebar dan jumlah piksel tinggi dari citra tersebut.

Resolusi spasial menunjukkan seberapa dekat jarak setiap pada citra. Jarak tersebut tergantung dari sistem yang menciptakan citra tersebut. Resolusi spasial menghasilkan jumlah piksel persatuan panjang. Resolusi spasial dari sebuah komputer adalah 72 hingga 100 garis per inchi atau dalam resolusi piksel 72 hingga 100 ppi.

Sebuah citra digital membedakan intensitas kedalam beberapa spectrum. Citra multi spectrum akan memberikan spectrum atau panjang gelombang yang lebih baik yang akan digunakan untuk menampilkan warna.

Resolusi Temporal berkaitan dengan video. Suatu video merupakan kumpulan frame statis yang berupa citra yang berurutan dan ditampilkan secara cepat. Resolusi temporal memberikan jumlah frame yang dapat ditampilkan setiap detik dengan satuan *frame per second*(fps).

Resolusi Radiometrik memberikan nilai atau tingkat kehalusan citra yang dapat ditampilkan dan biasanya ditampilkan dalam satuan bit. Semakin tinggi resolusi radiometrik ini maka semakin baik perbedaan intensitas yang ditampilkan.

2.3.2 Hubungan Ketetanggaan Antar Piksel

Dalam melakukan analisa citra, ada suatu hubungan yang harus diperhitungkan diantara piksel-piksel citra tersebut. Piksel-piksel didalam citra membentuk suatu matriks tertentu yang akan digunakan dalam proses analisis selanjutnya. Setiap elemen matriks tersebut memiliki hubungan ketetanggaan dengan elemen-elemen yang berada disekitarnya. Sebuah piksel p dalam koordinat citra (x, y) memiliki empat hubungan ketetanggaan dengan orientasi horizontal dan vertikal dimana koordinatnya. Dapat dilihat pada Persamaan 2.1 dibawah ini

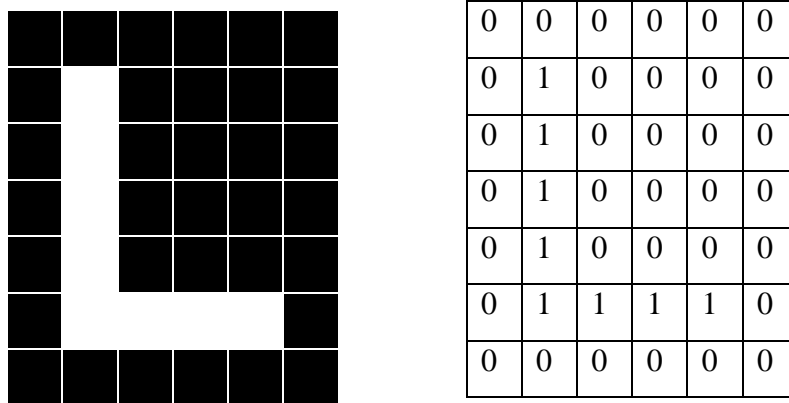
$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1) \quad (2.1)$$

Setiap piksel merupakan satuan jarak dari koordinat pusat (x, y) , kemudian adanya hubungan ketetanggaan dalam orientasi diagonal dari piksel p yang memiliki koordinat. Dapat dilihat pada Persamaan 2.2 dibawah ini:

$$(x+1, y+1), (x+1, y-1), (x-1, y+1), (x-1, y-1) \quad (2.2)$$

2.3.3 Piksel Mapping

Piksel *Mapping* merupakan suatu pemetaan dari citra yang disimpan kedalam array, dimana piksel yang berwarna hitam mempunyai nilai 0 sedangkan berwarna putih mempunyai nilai 1. Dapat dilihat pada Gambar 2.4 dibawah ini penerapan piksel *mapping*.



Gambar 2.4 Piksel *Mapping*

2.4 Citra Grayscale

Citra *grayscale* adalah citra digital yang memiliki satu nilai kanal pada setiap pikselnya, artinya nilai dari $red=green=blue$. Nilai-nilai tersebut digunakan untuk menunjukkan intensitas warna. Citra yang ditampilkan dari citra *grayscale* adalah warna abu-abu, dimana bervariasi pada warna hitam yang intensitas terlemah dan warna putih pada intensitas terkuat. Citra *grayscale* berbeda dengan citra “hitam-putih”, dimana pada konteks komputer, citra “hitam-putih” hanya terdiri atas dua warna saja, yaitu ‘hitam’ dan ‘putih’. Pada citra *grayscale* warna bervariasi antara hitam dan putih, tetapi variasi warna diantaranya sangat banyak. Citra *grayscale* disimpan dalam format 8bit untuk

setiap sampel piksel, yang memungkinkan memiliki 256 intensitas. Untuk mengubah citra berwarna yang memiliki matrik nilai *red*, *green* dan *blue* menjadi citra *grayscale* dengan nilai x , maka dilakukan konversi dengan mengambil rata-rata dari nilai *red*, *green* dan *blue*. Dapat dilihat pada Gambar 2.5.

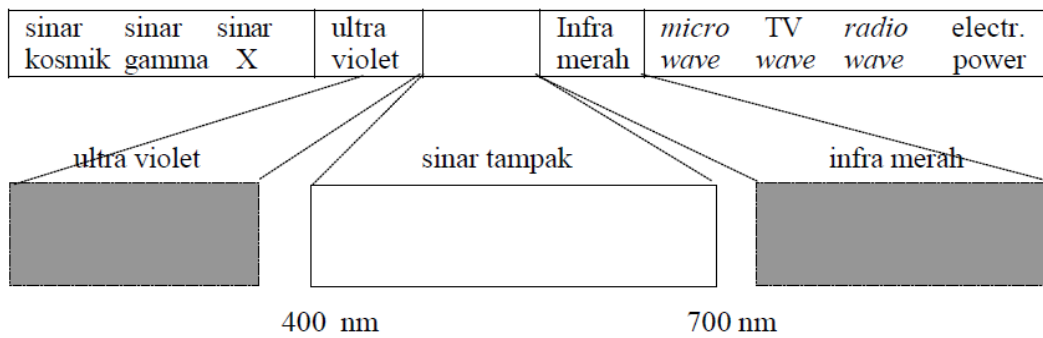


Gambar 2.5 Citra Grayscale

2.5 Warna

Warna yang diterima oleh mata dari sebuah objek ditentukan oleh warna sinar yang dipantulkan oleh objek tersebut. Objek berwarna hijau karena objek tersebut memantulkan sinar hijau dengan panjang gelombang 450-490 nanometer(nm).

Warna sinar yang direspon oleh mata adalah sinar tampak (*visible spectrum*) dengan panjang gelombang berkisar dari 400nm(biru) sampai 700nm(merah). Dapat dilihat pada Gambar 2.6.



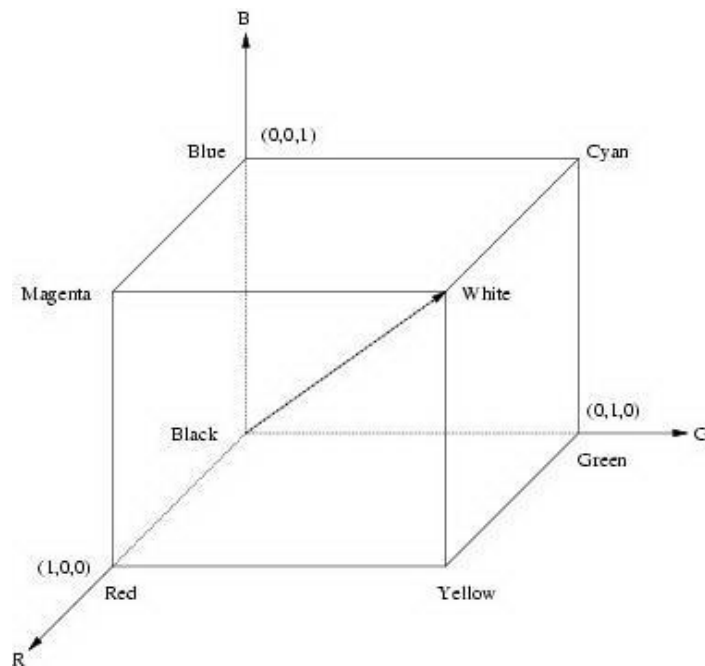
Gambar 2.6 Spektrum Cahaya

Warna-warna yang diterima oleh mata merupakan hasil kombinasi cahaya yang panjang gelombang berbeda. Penelitian menunjukkan: kombinasi warna yang memberikan rentang warna yang paling lebar adalah *Red(R)*, *Green(G)*, dan *Blue(B)*.

Cones adalah sensor dalam mata yang dapat menanggapi warna. Telah dilakukan percobaan secara detail bahwa 6 sampai 7 juta *cones* dalam mata manusia dapat dibagi kedalam tiga kategori utama, yaitu *red*, *green* and *blue*. Berdasarkan perkiraan ada 65% dari semua *cones sensitif* terhadap warna merah, 33% *sensitif* terhadap cahaya hijau dan 2% *sensitif* terhadap cahaya biru.

2.5.1 Warna *Red*, *Green* dan *Blue* (RGB)

Suatu citra dalam model warna *RGB* terdiri dari tiga bidang citra yang saling lepas, masing-masing terdiri dari warna utama: merah, hijau dan biru. Suatu warna dispesifikasikan sebagai campuran sejumlah komponen warna utama. Dapat dilihat pada Gambar 2.7 bentuk geometri dari model warna *RGB* untuk menspesifikasikan warna menggunakan sistem koordinat *Cartesian*. Spektrum *grayscale* (tingkat keabuan) yaitu warna yang dibentuk dari gabungan tiga warna utama dengan jumlah yang sama, berada pada garis yang menghubungkan titik hitam dan putih.



Gambar 2.7 Koordinat Warna *RGB*

Warna dipresentasikan dalam suatu sinar tambahan untuk membentuk warna baru, dan berhubungan untuk membentuk sinar campuran. Citra pada gambar dibawah sebelah kiri menunjukkan campuran dengan menambahkan warna utama merah, hijau, dan biru untuk membentuk warna sekunder kuning (merah+hijau), *cyan* (biru+hijau), *magenta* (merah+biru) dan putih (merah+hijau+biru). Model warna *RGB* banyak digunakan untuk monitor komputer dan video kamera.

Model warna *RGB* merupakan model additive dimana intensitas warna - warna primer dijumlahkan untuk mendapatkan warna lainnya. *RGB* model dapat digabung dengan *halftoning* untuk memperbanyak warna. *RGB* hanya ada 8 warna, dengan halftoning 2x2 didapat 125 (=5 merah x 5 hijau x 5 biru) macam warna. Dapat dilihat pada Gambar 2.8 Citra Warna.



Gambar 2.8 Citra Warna

2.6 Ekstraksi Fitur Tekstur

Menurut (Harralick, 1979), Tekstur adalah sifat-sifat atau karakteristik yang dimiliki oleh suatu daerah yang cukup besar sehingga secara alamiah sifat tersebut dapat berulang dalam daerah tersebut (Nixon & Aguado, 2008). Pengertian tekstur dalam hal ini adalah keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra. Susunan permukaan yang dikatakan mempunyai tekstur, jika luasannya diperbesar tanpa mengubah skala, maka sifat-sifat hasil perluasannya mempunyai sifat kemiripan dengan permukaan asalnya.

Karakteristik yang terdapat pada tekstur berhubungan dengan tingkat kekasaran (*roughness*) dan keteraturan (*regularity*) susunan struktural dari piksel citra. Objek-objek yang memiliki karakteristik tekstural biasanya diamati sebagai objek buatan (*artificial*) maupun alami (*natural*). Contohnya adalah tekstur pada kayu, tumbuhan, material, dan kulit.

Tekstur dihitung berdasarkan distribusi statistik dari intensitas piksel terhadap posisi antar piksel dan direpresentasikan dalam sebuah matriks. Ada empat buah kategori dalam bidang analisis tekstur, yaitu:

(1) **Ektraksi Fitur**, Menghitung suatu karakteristik dari citra digital yang dapat mendeskripsikan sifat-sifat teksturalnya secara numerik.

(2) **Segmentasi tekstur**, Memilah-milah suatu citra bertekstur menjadi beberapa daerah, dimana setiap daerah tersebut berhubungan dengan tekstur-tekstur yang homogen.

(3) **Klasifikasi tekstur**, Untuk menentukan kelompok dari tekstur-tekstur homogen menuju sejumlah kelas yang sudah didefinisikan.

(4) **Pembentukan objek dari tekstur**, Untuk merekonstruksikan geometri permukaan tiga dimensi atau objek dengan dimensi yang lebih tinggi dari berbagai informasi tekstural.

Secara visual manusia mampu mengenali dan membedakan tekstur dengan mudah. Akan tetapi proses tersebut lebih sulit dilakukan secara manual, untuk mempermudah prosesnya dilakukan perhitungan oleh komputer berdasarkan parameter-parameter tertentu. Ada beberapa pendekatan pada proses analisis tekstur, antara lain:

1. Metode -Struktural

Metode pendekatan struktural mendefinisikan tekstur berdasarkan komponen terkecil tekstur yang sudah didefinisikan dan kaidah penyusunan secara spasial dari komponen terkecil tersebut membentuk komponen tekstur terbesar/makro. Keuntungan pada pendekatan ini adalah memberikan suatu deskripsi simbolik yang baik dari citra.

2. Metode statistik

Berbeda dengan pendekatan struktural, pendekatan ini tidak menentukan struktur-struktur hirarki dari citra struktural. Pendekatan statistik akan merepresentasikan tekstur secara tidak langsung melalui sifat-sifat non-deterministiknya yang mengatur distribusi dan hubungan nilai derajat keabundansi citra. Metode statistik orde kedua berdasarkan dari pembentukan matriks korelasi.

3. Metode *model-based*

Pendekatan model-based dalam analisis tekstur biasanya menggunakan model fractal dan stokastik. Model fractal memodelkan beberapa tekstur-tekstur alami, analisis tekstur maupun segmentasi tekstur.

4. Metode transformasi

Merepresentasikan suatu citra dalam domain yang memiliki sebuah interpretasi tertentu yang berhubungan erat dengan karakteristik tekstural citra. Contohnya *Fourier*, *Gabor* dan *Wavelet*.

2.6.1 Ekstraksi Orde Pertama

Menurut (Gonzales, Woods, & Eddins, 2004), Ekstraksi Orde pertama dilakukan melalui histogram citra yang bersangkutan (Histogram menunjukkan probabilitas kemunculan nilai derajat keabuan/intensitas piksel pada suatu citra). Nilai-nilai tersebut hanya bergantung pada nilai piksel secara individual dan bukan merupakan hasil interaksi (sifat kookurensi) dari nilai-nilai piksel yang bersebelahan.

Mean menunjukkan ukuran dispersi dari suatu citra, Dapat dilihat Persamaan 2.3

$$\mu = \sum_n f_n * p(f_n) \quad (2.3)$$

Dimana f_n merupakan suatu intensitas keabuan citra, sedangkan $p(f_n)$ menunjukkan nilai histogramnya (probabilitas kemunculan intensitas tersebut pada citra).

Skewness merupakan ukuran ketidaksimentrisan terhadap rerata intensitas. Dapat dilihat Persamaan 2.4.

$$Skewness = \frac{1}{\sigma^3} \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \quad (2.4)$$

Smoothness menunjukkan tingkat kehalusan relative dari intensitas suatu citra. Dapat dilihat Persamaan 2.5.

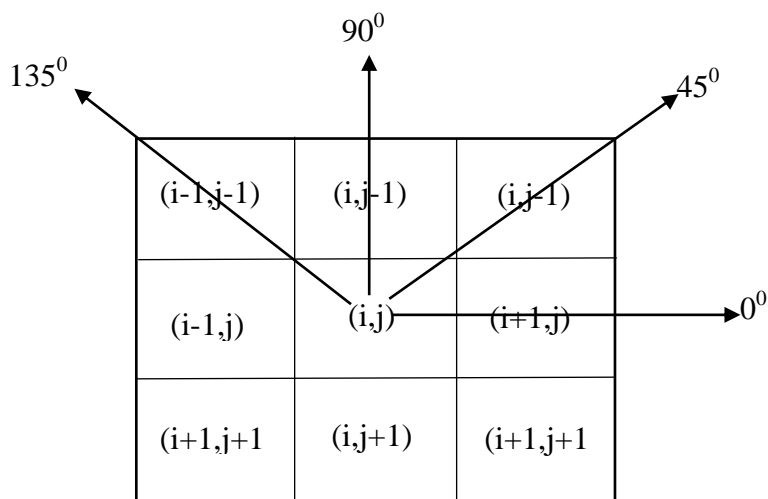
$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (2.5)$$

Standard deviasi menunjukkan variasi elemen pada histogram dari suatu citra. Dapat dilihat Persamaan 2.6.

$$Standard\ deviasi\ (\sigma) = \sqrt{\sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n)} \quad (2.6)$$

2.6.2 Ekstraksi Orde Kedua

Ciri statistik orde kedua biasanya dikenal dengan Gray Level Co-occurrence Matriks (GLCM). Menurut (Harralick, 1979), Ciri Statistik orde dua adalah perhitungan probabilitas hubungan ketetanggaan antara dua piksel pada jarak(d) dan orientasi sudut tertentu(θ). Pendekatan ini bekerja dengan membentuk sebuah matriks kookurensi dari citra, kemudian dilanjutkan dengan menentukan ciri sebagai fungsi dari matriks tersebut. Matriks kookurensi merupakan matriks bujur sangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel dalam citra. Kookurensi dimaksudkan adalah kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetanggaan dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak(d) dan orientasi sudut. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° , sedangkan jarak antar piksel biasanya ditetapkan sebesar 1 piksel. Dapat dilihat Gambar 2.9 merupakan Arah Sudut dan Jarak piksel dalam GLCM.



Gambar 2.9 Arah dan Jarak piksel dalam GLCM

Sebelum nilai tekstur dihitung, harus dilakukan normalisasi matriks, dimana nilai probabilitas setiap piksel terhadap jumlah nilai keseluruhan piksel. Persamaan normalisasi didefinisikan pada Persamaan 2.7.

$$P(i, j | \Delta x, \Delta y) = WQ(i, j | \Delta x, \Delta y) \quad (2.7)$$

Dimana $P(i, j | \Delta x, \Delta y)$ adalah Frekuensi relatif dengan dua piksel, dimana dipisahkan dengan jarak piksel $(\Delta x, \Delta y)$, terjadi didaerah ketetanggaan dalam intensitas (i, j) , Dapat dilihat pada Persamaan 2.8 dan Persamaan 2.9. Misalkan diberikan masukan gambar $(M \times N)$ yang memiliki nilai keabuan, yaitu G dari 0 sampai $G-1$, Dapat dilihat pada Persamaan 2.10. Dimana $f(M, N)$ adalah intensitas pada citra dari daerah ketetanggaan (Albregtsen, 2008).

$$W = \frac{1}{(M - \Delta x) - (N - \Delta y)} \quad (2.8)$$

$$Q(i, j | \Delta x, \Delta y) = \sum_{n=1}^{N-\Delta y} \sum_{m=1}^{M-\Delta x} A_{(M, N)} \quad (2.9)$$

Dan

$$A = \begin{cases} 1, f(M, N) = i \ \& \ f(M + \Delta x, N - \Delta y) = j \\ 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

Energy adalah Ukuran konsentrasi pasangan intensitas pada matriks kookurensi. Dapat dilihat pada Persamaan 2.11.

$$Energy = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \quad (2.11)$$

IDM (Invers Different Moment) menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Dapat dilihat pada Persamaan 2.12.

$$IDM = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \quad (2.12)$$

Kontras menunjukkan ukuran penyebaran elemen-elemen matriks citra. Dapat dilihat pada Persamaan 2.13.

$$\text{Kontras} = \sum_{i,j} (k)^2 * p(i, j), |i - j| = k \quad (2.13)$$

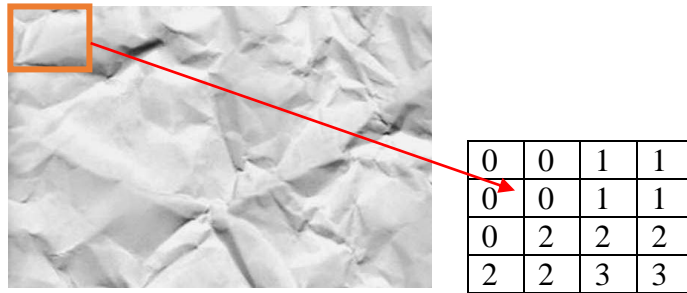
Entropy merupakan ukuran ketidakteraturan bentuk. Nilai Entropy besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur(bervariasi). Dapat dilihat pada Persamaan 2.14.

$$\text{Entropy} = - \sum_{i,j} p(i, j)^2 \log p(i, j) \quad (2.14)$$

Correlation menyatakan ukuran hubungan linier dari *graylevel* piksel ketetanggaan. Dapat dilihat pada Persamaan 2.15.

$$\text{Correlation} = \sum_{i,j} \frac{(i - \pi_i)(j - \pi_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (2.15)$$

Sebagai Contoh diberikan matriks dengan ukuran 4x4 memiliki matriks GLCM dengan ukuran yang sama. Matriks kookurensi akan dihitung dengan nilai $d=1$ dan $\theta=0^\circ$. Jumlah frekuensi munculnya pasangan (i, j) dihitung untuk keseluruhan matriks. Jumlah kookurensi diisikan pada matriks GLCM pada posisi sel yang bersesuaian. Dapat dilihat pada Gambar 2.10, Gambar 2.11 dan Gambar 2.12 secara berurutan menunjukkan contoh proses perhitungan matriks kookurensi.



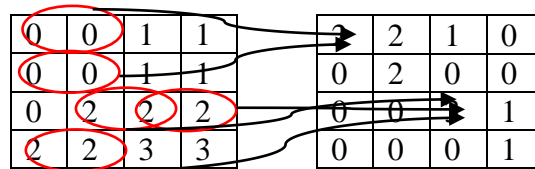
Gambar 2.10 Matriks asal

Matriks asal didefinisikan sebagai matriks I yang memiliki empat aras keabuan, maka jumlah nilai piksel tetangga dan nilai piksel referensi pada area kerja matriks berjumlah empat. Dapat dilihat pada Gambar 2.11 area kerja matriks.

Nilai Pixel Tetangga \ Nilai Pixel Referensi	0	1	2	3
0	0,0	0,1	0,2	0,3
1	1,0	1,1	1,2	1,3
2	2,0	2,1	2,2	2,3
3	3,0	3,1	3,2	3,3

Gambar 2.11 Area Kerja Matriks

Hubungan spasial untuk $d = 1$ dan $\theta=0^0$ pada matriks diatas dapat dituliskan dalam matriks pada Gambar 2.12.



Gambar 2.12 Pembentukan matriks kookurensi dari Matrik I

Sudut orientasi menentukan arah hubungan tetangga dari piksel-piksel referensi, orientasi $\theta = 0^0$ berarti acuan dalam arah horizontal atau sumbu x positif dari piksel-piksel referensi. Acuan sudut berlawanan arah jarum jam. Angka 2 pada (0,0) berarti jumlah hubungan pasangan (0,0) pada matriks asal berjumlah 2. Matriks kookurensi yang didapat kemudian ditambahkan dengan matriks transposenya untuk menjadikannya simetris terhadap sumbu diagonal.

Berikut ini adalah (i, j) dari matriks asal ditambahkan dengan transposenya, dan hasilnya simetris. Dapat dilihat pada Gambar 2.13.

$$\begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 4 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 6 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

I
I'
I Simetris

Gambar 2.13 GLCM Simetris

Matriks yang telah simetris selanjutnya harus dinormalisasi, elemennya dinyatakan dengan probabilitas. Nilai elemen untuk masing-masing sel dibagi dengan seluruh elemen spasial. Matriks yang telah dinormalisasi diperlihatkan pada Gambar 2.14. Nilai 0.1667 pada (0,0) diperoleh dari 4 dibagi jumlah seluruh nilai piksel yaitu 24.

0.1667	0.0833	0.0042	0
0.0833	0.1667	0	0
0.0042	0	0.2500	0.0042
0	0	0.0042	0.0833

Gambar 2.14 GLCM Simetris ternormalisasi dari Matriks I

Langkah-langkah untuk membuat GLCM simetris ternormalisasi secara berurutan adalah sebagai berikut.

1. Membuat area kerja matriks.
2. Menentukan hubungan spasial antara piksel tetangga, berapa nilai sudut θ dan jarak d .
3. Menghitung jumlah kookurensi dan mengisikannya pada area kerja.
4. Menjumlahkan matriks kookurensi dengan transposenya untuk menjadikannya simetris.
5. Normalisasi matriks untuk mengubahnya kebentuk probabilitas.

Setelah memperoleh matriks kookurensi, dapat dihitung ciri statistik orde dua yang mempresentasikan citra yang diamati. Pada penelitian ini menggunakan tiga buah fitur yaitu *IDM*, *Correlation* and *Entropy*.

2.7 Neural Network

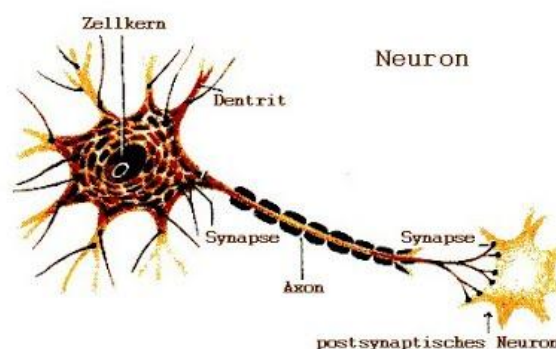
Pertama kali Jaringan Syaraf Tiruan diperkenalkan oleh McCulloch dan Pitts di tahun 1943. McCulloch dan Pitts menyimpulkan bahwa kombinasi beberapa *neuron* sederhana menjadi sebuah sistem neural akan meningkatkan kemampuan komputasinya. Bobot dalam jaringan yang diusulkan oleh

McCulloch dan Pitts diatur untuk melakukan fungsi logika sederhana. Fungsi aktivasi yang dipakai adalah fungsi *threshold*.

Rosenblatt (1958) memperkenalkan dan mulai mengembangkan model jaringan yang disebut Perceptron. Metode pelatihan diperkenalkan untuk mengoptimalkan hasil iterasinya.

Widrow dan Hoff (1960) mengembangkan perceptron dengan memperkenalkan aturan pelatihan jaringan, yang dikenal sebagai aturan delta (atau sering disebut kuadrat rata-rata terkecil). Aturan ini akan mengubah bobot perceptron apabila keluaran yang dihasilkan tidak sesuai dengan target yang diinginkan. Apa yang dilakukan peneliti terdahulu hanya menggunakan jaringan dengan *layer* tunggal (*single layer*).

Rumelhart (1986) mengembangkan perceptron menjadi *Backpropagation*, yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa *layer*. Selain itu, beberapa model jaringan syaraf tiruan lain juga dikembangkan oleh Kohonen (1972), Hopfield (1982), dan sebagainya. Pengembangan yang ramai dibicarakan sejak tahun 1990 an adalah aplikasi model-model jaringan syaraf tiruan untuk menyelesaikan berbagai masalah di dunia nyata. Jaringan Syaraf Tiruan adalah kemampuan otak manusia yang mampu memberikan stimulasi untuk melakukan proses dan memberikan keluaran. Keluaran diperoleh dari variasi stimulasi dan proses yang terjadi dalam otak. Bentuk sederhana sebuah neuron digambarkan pada Gambar 2.15.



Gambar 2.15 Struktur dasar jaringan syaraf tiruan dan Struktur sederhana sebuah neuron (Purnomo & Kurniawan, 2006)

Struktur pada Gambar 2.15 merupakan bentuk standar dasar satuan unit jaringan otak manusia yang sudah disederhanakan. Bentuk standar ini kemudian hari akan berubah bila ada ilmuwan yang dapat menemukan bentuk standart yang lebih baik ataupun memperbaiki bentuk standar yang digunakan saat ini. Fungsi *dendrite* sebagai penyampai sinyal dari neuron ke neuron yang terhubung dengannya. Sebagai terusan keluaran, setiap neuron memiliki *axon*, sedangkan bagian penerimaan sinyal disebut *synapse* (Purnomo, M. H., & Kurniawan, 2006).

JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan syaraf biologi, dengan asumsi :

- a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*).
- b. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung.
- c. Penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal.
- d. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi (biasanya bukan fungsi linier) yang dikenakan pada jumlahan *input* yang diterima. Besarnya *output* ini selanjutnya dibandingkan dengan suatu batas ambang.

JST ditentukan oleh tiga hal :

- a. Pola hubungan antar *neuron* (disebut arsitektur jaringan)
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung (disebut metode *training / learning / algoritma*)
- c. Fungsi aktivasi

2.7.1 Komponen Neural Network

Pada umumnya jaringan syaraf tiruan memiliki dua lapisan, yaitu *layer* masukan dan *layer* keluaran. Ada jaringan syaraf tiruan yang memiliki satu lapisan lagi yang terletak di antara *layer* masukan dan *layer* keluaran. Lapisan

ini disebut lapisan *hidden layer*. Menurut Halim dkk. (2004: 12), berikut penjelasan mengenai komponen jaringan syaraf tiruan.

a. Layer Masukan

Layer masukan berisi *node-node* yang masing-masing menyimpan sebuah nilai masukan yang tidak berubah pada fase latih dan hanya bisa berubah jika diberikan nilai masukan baru. *Node* pada lapisan ini tergantung pada banyaknya *input* dari suatu pola.

b. Hidden Layer

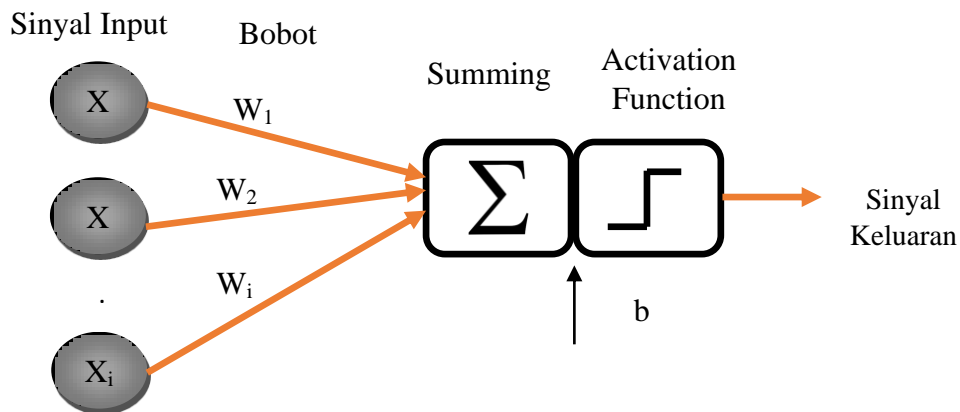
Lapisan ini tidak pernah muncul sehingga dinamakan *hidden layer*. Akan tetapi semua proses pada fase pelatihan dan fase pengenalan dijalankan di lapisan ini. Jumlah lapisan ini tergantung dari arsitektur yang akan dirancang, tetapi pada umumnya terdiri dari satu lapisan *hidden layer*.

c. Layer Keluaran

Layer Keluaran berfungsi untuk menampilkan hasil perhitungan sistem oleh fungsi aktivasi pada lapisan *hidden layer* berdasarkan masukan yang diterima.

2.7.2 Model Artificial Neural Network

Model *Artificial Neural Network* seperti halnya otak manusia terdiri atas sebuah unit pemroses yang disebut *neuron*, yang didalamnya berisi penambah, fungsi aktivasi, sejumlah bobot, sejumlah vektor masukan. Fungsi aktivasi berguna untuk mengatur keluaran yang diberikan oleh *neuron*. *Vektor* masukan terdiri atas sejumlah nilai yang diberikan sebagai nilai masukan. Masing-masing nilai masukan melewati sebuah hubungan berbobot W , kemudian semua nilai digabungkan. Nilai gabungan tersebut kemudian diproses oleh fungsi aktivasi untuk menghasilkan sinyal y sebagai keluaran. Fungsi aktivasi menggunakan sebuah ambang batas (*Threshold*) untuk membatasi nilai keluaran agar selalu dalam batas nilai yang ditetapkan. Gambar 2.16 menunjukkan model umum dari ANN.



Gambar 2.16 Model Umum *Artificial Neural Network*

2.8 Metode Backpropagation

Algoritma pelatihan *backpropagation* pertama kali dirumuskan oleh Werbos dan di populerkan oleh Rumelhart bersama McClelland untuk digunakan pada Jaringan Syaraf Tiruan. Algoritma ini termasuk metode pelatihan terbimbing (*Supervised*) dan didesain untuk operasi pada jaringan syaraf tiruan *feed forward* lapis jamak (*multi layer*) (Purnomo & Kurniawan, 2006).

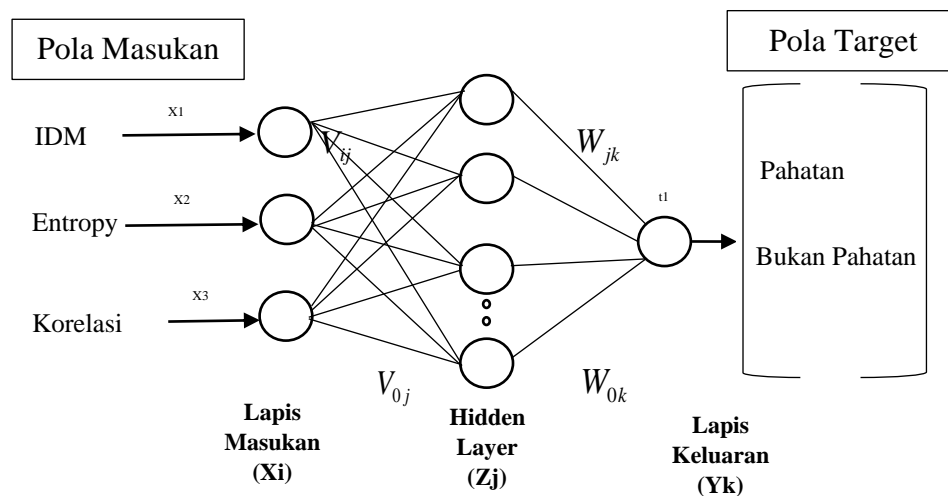
Algoritma ini banyak digunakan pada aplikasi pengendalian Karena proses pelatihannya didasarkan pada interkoneksi yang sederhana, adalah jika keluaran memberikan hasil yang salah, maka bobot dikoreksi supaya *error* dapat diperkecil dan tanggapan jaringan syaraf tiruan selanjutnya diharapkan lebih mendekati nilai yang benar. *Backpropagation* juga berkemampuan untuk memperbaiki penimbang pada lapis tersembunyi (*hidden layer*).

2.8.1 Arsitektur Backpropagation

Pada jaringan syaraf, *neuron-neuron* akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut dengan lapisan *neuron* (*neuron layers*). Biasanya *neuron-neuron* pada satu lapisan akan dihubungkan dengan lapisan-lapisan sebelum dan sesudahnya (kecuali lapisan masukan dan lapisan keluaran). Informasi yang diberikan pada jaringan syaraf akan dirambatkan lapis ke lapis, mulai dari lapisan masukan sampai ke lapisan keluaran melalui lapisan

yang lainnya, yang sering dikenal dengan nama lapisan tersembunyi (*hidden layer*).

Pada Gambar 2.17 merupakan arsitektur jaringan syaraf tiruan pada penelitian ini, dimana terdiri dari tiga lapisan, yaitu: lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Lapisan masukan pada penelitian ini memiliki tiga buah inputan, yaitu: *IDM*, *Entropy* dan *Correlation*. Lapisan tersembunyi pada penelitian ini menggunakan 50 neuron. Kemudian pada lapisan keluaran pada penelitian ini adalah mengeluarkan hasil pengenalan untuk citra pahatan atau bukan pahatan. Dapat Dilihat pada Gambar 2.17 yang merupakan arsitektur penelitian ini.



Gambar 2.17 Arsitektur Metode *Backpropagation*

2.8.2 Fungsi aktivasi

Dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu : kontinu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Beberapa fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan syaraf tiruan adalah:

1. Fungsi Sigmoid biner (logsig)

Fungsi sigmoid biner memiliki nilai antara 0 sampai 1. Oleh karena itu, fungsi ini sering digunakan untuk jaringan syaraf yang membutuhkan nilai keluaran yang terletak pada interval 0 sampai 1. Fungsi sigmoid biner dapat dilihat pada Persamaan 2.16 dibawah ini.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.16)$$

2. Fungsi sigmod bipolar(tansig)

Fungsi sigmoid bipolar hampir sama dengan fungsi sigmoid biner, hanya saja fungsi ini memiliki range antara 1 sampai -1. Fungsi sigmoid bipolar dapat dilihat pada Persamaan 2.17 dibawah ini.

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (2.17)$$

Pada tahap pembelajaran didalam algoritma backpropagation/propagasi balik, diperlukan suatu kondisi untuk menghentikan proses pembelajaran. *Squared error*, total *sequred error* dan *mean squared error* dapat digunakan untuk menghentikan proses pembelajaran. *Squared errori*, adalah jumlah dari masing-masing kuadrat dari perbedaan antara target yang telah ditentukan dengan keluaran yang dihasilkan oleh jaringan setiap neuron pada lapisan keluaran. *Sum squared error* adalah jumlah *squared error* untuk setiap pasangan pelatihan. *Mean squared error* adalah *squared error* dibagi dengan jumlah neuron pada lapisan keluaran.

2.8.3 Learning Rate

Semakin besar nilai *learning rate* (α) akan berimplikasi pada semakin besarnya langkah pembelajaran. Jika *learning rate* diset terlalu besar, maka algoritma akan menjadi tidak stabil. Sebaliknya, jika *learning rate* diset terlalu kecil, maka algoritma akan konvergen dalam jangka waktu yang sangat lama. Nilai α terletak antara 0 dan 1 ($0 \leq \alpha \leq 1$). Jika harga α semakin besar, maka iterasi yang dipakai semakin sedikit. Hal ini menyebabkan pola yang sudah benar menjadi rusak sehingga pemahaman menjadi lambat. Nilai *learning rate* tidak dapat ditentukan secara pasti sehingga perlu dilakukan *trial and error* untuk mendapatkan nilai *learning rate* yang dapat menghasilkan iterasi tercepat dalam mencapai konvergen(Purnomo, M. H., & Kurniawan, 2006).

2.8.4 Pemilihan Bobot dan Bias

Bobot yang menghasilkan nilai turunan aktivasi yang kecil sedapat mungkin dihindari karena akan menyebabkan perubahan bobotnya menjadi sangat kecil. Demikian pula nilai bobot awal tidak boleh terlalu besar karena nilai turunan fungsi aktivasinya menjadi sangat kecil juga. Oleh karena itu dalam “Standar BP”, bobot dan bias diisi dengan bilangan acak kecil.

Nguyen dan Widrow (1990) mengusulkan cara membuat inisialisasi bobot dan bias ke unit tersembunyi sehingga menghasilkan iterasi lebih cepat. Misalkan, n = jumlah unit masukan, p = jumlah unit tersembunyi, dan β = faktor skala = $0,7 \sqrt[n]{p}$.

Algoritma inisialisasi Nguyen-Widrow adalah sbb:

1. Inisialisasi semua bobot (V_{ij} (lama)) dengan bilangan acak dalam interval $[-0,5: 0,5]$.
2. Hitung $\|V_z\| = \sqrt{\sum_{n,z} V_{n,z}^2}$.
3. Bobot yang dipakai sebagai inisialisasi $V_{ij} = \frac{\beta V_{i,j} (lama)}{\|V_{n,z}\|}$.
4. Bias yang dipakai sebagai inisialisasi $V_{0j} =$ bilangan acak antara $-\beta$ dan β .

Bobot merupakan suatu hubungan berupa bilangan real maupun integer, tergantung dari jenis permasalahan dan model yang digunakan. Bobot-bobot tersebut bisa ditentukan untuk berada didalam interval tertentu. selama proses pelatihan, bobot tersebut dapat menyesuaikan dengan pola-pola input.

Jaringan dengan sendirinya akan memperbaiki diri terus-menerus karena adanya kemampuan untuk belajar. Setiap ada suatu masalah baru, jaringan dapat belajar dari masalah baru tersebut, yaitu dengan mengatur kembali nilai bobot untuk menyesuaikan karakter nilai(Puspaningrum, 2006).

2.8.5 Tahapan Backpropagation

Algoritma pelatihan *Backpropagation* terdiri dari dua tahapan, yaitu *feed forward* dan *backpropagation* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Langkah 1: Pemberian nilai pada bobot secara acak.

Feedforward

Langkah 2: Setiap unit input ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal pada *input* dan sinyal tersebut disebarkan ke unit-unit *hidden layer*.

Langkah 3: Setiap unit di *hidden layer* dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya, Dapat dilihat pada Persamaan 2.18:

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i * V_{ij} \quad ($$

2.18)

Kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktif yang digunakan, Dapat dilihat pada Persamaan 2.19:

$$Z_j = f(Z_{in_j}) \quad (2.19)$$

Fungsi yang digunakan adalah fungsi sigmoid, Dapat dilihat pada Persamaan 2.20:

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_{in_j})}} \quad (2.20)$$

Sinyal keluaran dari fungsi pengaktif tersebut dikirim kesemua unit dilapis *output*.

Langkah 4: Setiap unit keluaran ($(Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m)$) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya, Dapat dilihat pada Persamaan 2.21:

$$Y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^m Z_j * W_{jk} \quad (2.21)$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi pengaktif, Dapat dilihat pada Persamaan 2.22 dibawah ini.

$$Y_k = f(Y_in_k) \quad (2.22)$$

Backpropagation dan error

Langkah 5: Setiap unit keluaran $(Y_k, k=1,2,3,...,m)$ menerima pola target sesuai dengan pola *input* saat pelatihan dan dihitung nilai kesalahannya, Dapat dilihat pada Persamaan 2.23:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_in_k) \quad (2.23)$$

Karena $f'(Y_in_k) = Y_k$ menggunakan fungsi sigmoid, Dapat dilihat pada Persamaan 2.24 dan Persamaan 2.25 dibawah ini:

$$f'(Y_in_k) = f(Y_in_k) * (1 - f(Y_in_k)) = Y_k * (1 - Y_k) \quad (2.24)$$

Sehingga,

$$\delta_k = (t_k - Y_k) * Y_k (1 - Y_k) \quad (2.25)$$

Menghitung perbaikan bobot (kemudian untuk memperbaiki W_{jk}), Dapat dilihat pada Persamaan 2.26.

$$\Delta W_{jk} = \alpha * \delta_k * Z_j \quad (2.26)$$

Menghitung perbaikan bias (Untuk memperbaiki nilai W_{0k}), Dapat dilihat pada Persamaan 2.27:

$$\Delta W_{0k} = \alpha * \delta_k \quad (2.27)$$

Dan menggunakan nilai delta (δ_k) pada semua unit lapis sebelumnya.

Langkah 6: Setiap bobot yang menghubungkan unit-unit lapis *output* dengan unit-unit *hiddenlayer* ($Z_j, j=1,2,3,...p$) dikalikan delta (δ_k) dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit lapis berikutnya, Dapat dilihat pada Persamaan 2.28:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^p \delta_k * W_{jk} \quad (2.28)$$

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi pengaktifnya untuk menghitung *error*, Dapat dilihat pada Persamaan 2.29:

$$\delta_j = \delta_{in_j} * f'(Y_{in_k}) \quad (2.29)$$

Langkah berikutnya menghitung perhitungan penimbang (digunakan untuk memperbaiki V_{ij}), Dapat dilihat pada Persamaan 2.30.

$$\Delta V_{ij} = \alpha * \delta_j * X_i \quad (2.30)$$

Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki V_{0j}), Dapat dilihat pada Persamaan 2.31:

$$\Delta V_{0j} = \alpha * \delta_j \quad (2.31)$$

Memperbaiki bobot dan *bias*

Langkah 7: Setiap unit *output* ($Y_k, k=1,2,3,...,m$) diperbaiki bias dan bobotnya $j=1,2,3,...p$. Dapat dilihat pada Persamaan 2.32.

$$W_{jk}(baru) = W_{jk}(lama) + \Delta W_{jk} \quad (2.32)$$

Setiap unit tersembunyi ($Z_j, j=1,2,3,...,p$) diperbaiki bias dan bobotnya ($j=1,2,3,...,p$). Dapat dilihat pada Persamaan 2.33 dibawah ini:

$$V_{jk}(\text{baru}) = V_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{jk} \quad (2.33)$$

Langkah 8: Mengulangi Langkah 4 sampai 7 untuk setiap pasangan data pelatihan.

Langkah 9: Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Langkah 10: Mengulangi langkah 3 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi terpenuhi.

2.8.6 Pengujian Backpropagation

Pengujian dilakukan setelah proses pelatihan selesai. Pada proses pengujian, backpropagation diberikan masukan dan diharapkan dapat menghasilkan keluaran yang tepat. Namun dari banyaknya percobaan, akan ditemukan beberapa prediksi yang tidak tepat sehingga perlu dilakukan pelatihan berulang hingga mendapatkan hasil keluaran yang tepat.

Setelah dilakukan pelatihan, jaringan syaraf tiruan backpropagation dapat diterapkan dengan menggunakan tahap umpan maju (feedforward) pada fase pelatihan. Berikut ini tahapan propagasi balik algoritma ini.

1. Inisialisasi bobot. Bobot ini diambil dari bobot-bobot terakhir yang diperoleh dari proses pelatihan.
2. Untuk setiap inputan/masukan, Lakukan langkah ke-2 sampai ke-4.
3. Setiap unit input x_i (dari unit ke-1 sampai unit- n pada lapisan masukan/input, $i=1,...,n$) menerima sinyal input pengujian x_i dan menyiarkan sinyal x_i ke semua unit pada lapisan diatasnya(unit-unit tersembunyi).
4. Setiap neuron di lapisan tersembunyi Z_i (unit ke-1 sampai unit ke- p , $i=1,...,n, j=1,...,p$) menghitung sinyal keluaran dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal input x_i . Sinyal

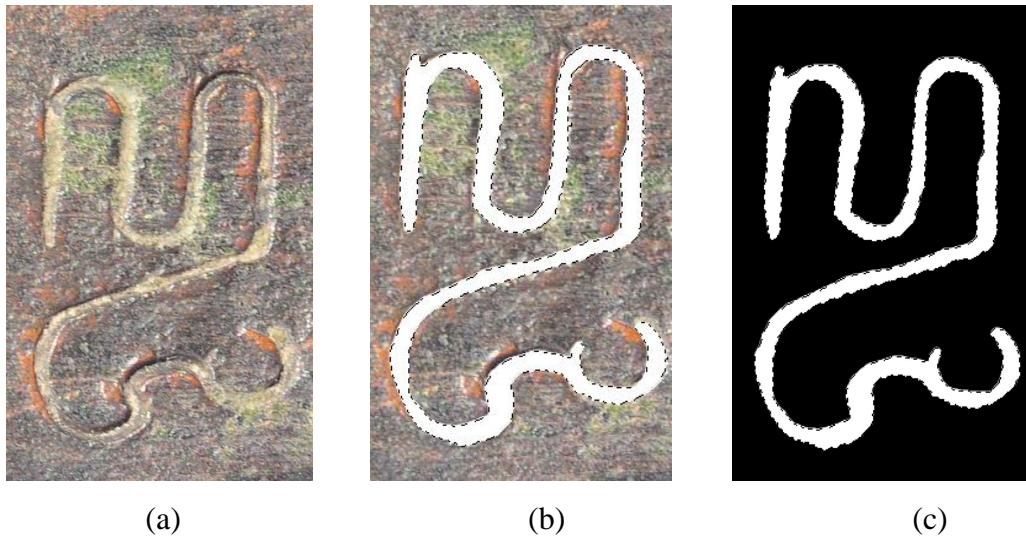
keluaran dari lapisan tersembunyi kemudian dikirim ke semua unit pada lapisan di atasnya, dengan menggunakan Persamaan (2.19) pada proses pelatihan.

5. Setiap unit keluaran y_k (ke-1 sampai unit ke- m , $j = 1, \dots, p$; $k = 1, \dots, m$) menghitung sinyal keluaran dengan menerapkan fungsi aktivasi terhadap penjumlahan sinyal-sinyal masukan/input bagi lapisan ini, yaitu sinyal-sinyal input z_i dari lapisan tersembunyi, dengan menggunakan persamaan (2.22) pada proses pelatihan.

2.9 Ground Truth

Citra *ground truth* merupakan citra acuan dalam pengukuran kinerja deteksi tekstur pahatan, dimana dengan menggunakan metode pengukuran ROC. Selain untuk pengukuran *performance* sebuah metode, *ground truth* dipergunakan sebagai acuan untuk penentuan *slidding image* pada citra prasasti termasuk citra pahatan atau citra bukan pahatan. Pembuatan citra *ground truth* dilakukan secara manual menggunakan *software* aplikasi pengolahan citra. Dapat dilihat pada Gambar 2.18. Langkah-langkah pembuatan *ground truth* dengan menandai area pahatan huruf dengan menggunakan *lasso tool*. Setelah seluruh area citra pahatan ditandai, dilakukan pemberian warna putih pada area pahatan tersebut. Kemudian untuk area selain area pahatan diberikan warna hitam. Langkah akhir yaitu citra *ground truth* diubah menjadi citra biner dan kemudian disimpan.

\



Gambar 2.18 (a) Citra prasasti , (b) pemberian warna putih pada area pahatan huruf. (c) Pemberian warna hitam pada area bukan pahatan citra.

2.10 Evaluasi Kinerja

Suatu metode dapat diukur berdasarkan tingkat keberhasilan metode tersebut dalam melakukan pengenalan/deteksi sesuai dengan yang diharapkan, atau bisa diukur berdasarkan tingkat kesalahan yang terjadi. Pada Penelitian ini menggunakan kinerja pengukuran dengan metode *Receiver Operating Characteristic* atau sering disebut ROC.

Metode Pengukuran ini merupakan metode pengukuran yang digunakan dalam *Competition on Handwritten Document Image Binarization* (H-DIBCO) 2014 (Ntirogiannis, K., Gatos, B., & Pratikakis, 2014)(Susijanto Tri Rasmana, 2017b).

2.10.1 *Receiver Operating Characteristic*(ROC)

Kurva ROC awalnya digunakan untuk mendeteksi keberadaan musuh dimedan pertempuran oleh insinyur elektro dan teknisi radar selama perang dunia kedua. Selanjutnya ROC dikembangkan untuk analisa dibidang kedokteran dan radiologi. Saat ini ROC juga digunakan pada bidang lain yang relatif baru, yaitu *machine learning* dan data *maining* (Fawcett, 2006)(Susijanto Tri Rasmana, 2017b). Kurva ROC mempunyai kemampuan untuk mengevaluasi secara menyeluruh dan cukup baik, sehingga banyak digunakan untuk

mengevaluasi klasifikasi (Cheng, H. D., Shan, J., Ju, W., Guo, Y., & Zhang, 2010)(Susijanto Tri Rasmana, 2017b).

Metode ROC menggunakan pendekatan *Confusion Matrix*, dimana menghasilkan empat nilai karakteristik, yaitu *True Positive* (TP), *False Positive*(FP), *False Negative*(FN) dan *True Negative*(TN). *Confusion Matrix* adalah sebuah tabel dengan ukuran m dengan m, dimana $m \geq 2$. Nilai *Confusion Matrix* pada baris menunjukkan kelas Aktual, sedangkan nilai pada kolom menunjukkan kelas prediksi(Han, 2012). Dapat dilihat pada Tabel 2.1. *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) menunjukkan hasil data yang dikenali adalah benar. Sedangkan *False Positive*(FP) dan *False Negative* (FN) menunjukkan hasil data yang dikenali adalah tidak benar.

Tabel 2.1 *Confusion Matrix*

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi	
		Ya (+)	Tidak (-)
Kelas Aktual	Ya (+)	<i>True Positive</i> (TP)	<i>False Positive</i> (FP)
	Tidak (-)	<i>False Negative</i> (FN)	<i>True Negative</i> (TN)

Berdasarkan *Confusion Matrix* dapat dihitung beberapa parameter kinerja, sebagai berikut:

a. Accuracy (Akurasi)

Accuracy / Akurasi merupakan suatu pengukuran seberapa akurat suatu metode yang digunakan untuk mengenali suatu objek. Dimana didalam perhitungan ROC Nilai *True Positive* dan *True Negative* dibandingkan dengan jumlah seluruh data. Dapat dilihat pada Persamaan 2.34 dibawah ini:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2.34)$$

b. Precision & Recall

Precision/ketepatan merupakan suatu sistem pengukuran, sejauh mana pengulangan pengukuran dalam kondisi yang tidak berubah mendapatkan hasil yang sama. Dapat dilihat pada Persamaan 2.35

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.35)$$

Recall/perolehan berhubungan dengan kemampuan sistem temu balik dalam menemukan dokumen/data yang relevan. Dapat dilihat pada Persamaan 2.36 dibawah ini:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.36)$$

c. F-Measure

F-Measure merupakan salah satu perhitungan evaluasi dalam informasi temu kembali yang mengkombinasikan *recall* dan *precision*. Nilai *recall* dan *precision* pada suatu keadaan dapat memiliki bobot yang berbeda. Ukuran yang menampilkan timbal balik antara *recall* dan *precision* adalah *F-Measure* yang merupakan bobot *harmonic mean* dari *recall* dan *precision*. *F-Measure* dapat memberikan penilaian kinerja yang lebih seimbang. Range dari nilai *F-Measure* adalah antara 0 dan 1. Bahwa untuk memisahkan dokumen/data yang mirip kadang lebih buruk daripada menempatkan pasangan dokumen/data yang tidak mirip kedalam kelas yang sama. Dengan demikian, semakin tinggi nilai *F-Measure* semakin dekat kemiripan nilai dokumen/data. Dapat dilihat pada Persamaan 2.37 dibawah ini:

$$F - \text{Measure} = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (2.37)$$

d. Rata-rata *Error*

Rata-rata Error merupakan suatu pengukuran pada suatu metode yang digunakan untuk mengukur kesalahan metode tersebut dalam mengenali suatu objek.

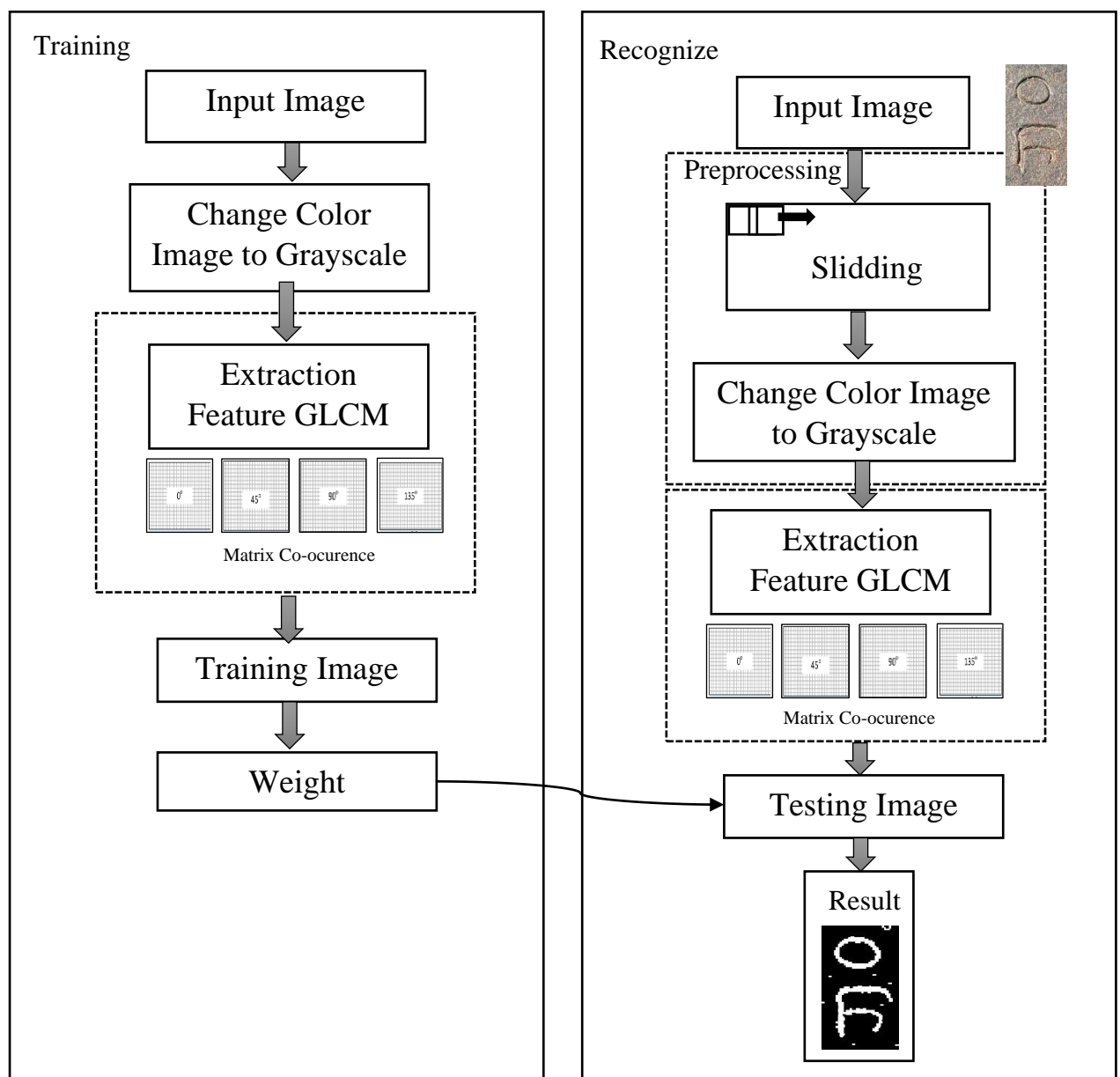
$$\text{Rata-rata Error} = \frac{FP + FN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2.38)$$

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini akan menjelaskan tentang metodologi yang dipakai dalam penelitian. Bagian-bagian yang dijelaskan pada bab ini berupa data penelitian yang digunakan dan alur dari metodologi penelitian. Dapat dilihat pada Gambar 3.1.



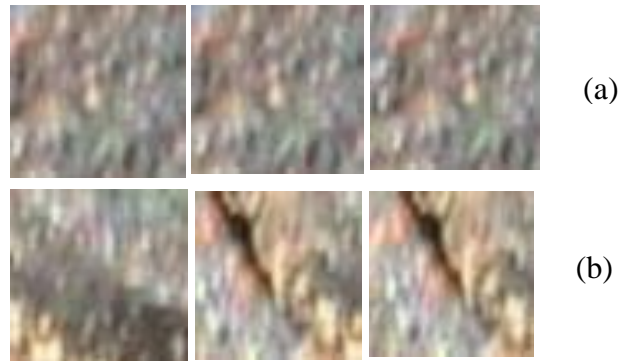
Gambar 3.1 Blok Diagram Penelitian

Berdasarkan Gambar 3.1 alur penelitian ini terbagi menjadi dua proses, yaitu proses pelatihan dan proses pengenalan. Pada proses pelatihan adalah citra masukan yang digunakan citra prasasti. Kemudian dilakukan proses pengubahan warna citra menjadi citra *grayscale*. Setelah itu dilakukan proses ekstraksi fitur berdasarkan tekstur menggunakan GLCM. Pada proses ekstraksi menggunakan empat buah matrik *co-occurrence* 0^0 , 45^0 , 90^0 , & 135^0 . Kemudian dilakukan *training image* dan menghasilkan nilai bobot, nilai bobot tersebut akan digunakan untuk pengujian citra.

Pada proses pengenalan adalah citra masukan yang digunakan citra prasasti. Kemudian dilakukan *slidding image* dengan ukuran 25 x 25 piksel dengan pergeseran 1 piksel. *Slidding image* dilakukan untuk mendeteksi area pahatan dan bukan pahatan pada citra prasasti. Kemudian dilakukan proses pengubahan warna citra menjadi citra *grayscale*. Setelah itu dilakukan proses ekstraksi fitur berdasarkan tekstur menggunakan GLCM. Pada proses ekstraksi menggunakan empat buah matriks *co-occurrence* 0^0 , 45^0 , 90^0 , & 135^0 . Dilakukan pengujian citra dengan menggunakan bobot dari pelatihan. Setelah itu didapati hasil dari pengujian, yang kemudian hasil tersebut di kembalikan ke posisi citra semula. Setelah itu dilakukan perhitungan akurasi.

3.1 Data Penelitian

Data penelitian ini menggunakan citra prasasti berpatina coklat. Data penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Pada data pelatihan dalam bentuk *region of interest* (ROI) berukuran 25x25 piksel yang diambil dari citra prasasti sebanyak 400 citra, yang terdiri dari 200 citra pahatan dan 200 citra bukan pahatan. Pada pengujian dilakukan 20 percobaan dengan jumlah sampel data yang berbeda. Dapat dilihat pada Gambar 3.2 Data penelitian ini.



Gambar 3.2 Data Penelitian citra prasasti, (a) citra bukan pahatan dan (b) citra pahatan

3.2 Ekstraksi Fitur Tekstur

Matriks GLCM biasanya disebut sebagai Matriks Kookurensi. Kookurensi berarti kejadian bersama, yaitu jumlah kejadian satu level nilai piksel bertetangga dengan satu level nilai piksel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Jarak dinyatakan dalam piksel dan orientasi dinyatakan dalam derajat. Orientasi dibentuk dalam empat arah sudut dengan interval sudut 45° , yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° . Matriks kookurensi merupakan matriks bujursangkar dengan jumlah elemen sebanyak kuadrat jumlah level intensitas piksel pada citra. Setiap titik (i, j) pada matriks kookurensi berisi peluang kejadian piksel bernilai i bertetangga dengan piksel bernilai j pada jarak d serta orientasi $(180 - \theta)$. Pada penelitian ini menggunakan tiga buah fitur, diantara lain:

IDM (Invers Different Moment) menunjukkan kehomogenan citra yang berderajat keabuan sejenis. Dapat dilihat pada Persamaan 3.1.

$$IDM = \sum_{i,j} \frac{p(i,j)}{1 + (i - j)^2} \quad (3.1)$$

Entropy merupakan ukuran ketidakaturan bentuk. Nilai Entropy besar untuk citra dengan transisi derajat keabuan merata dan bernilai kecil jika struktur citra tidak teratur(bervariasi). Dapat dilihat pada Persamaan 3.2.

$$Entropy = - \sum_{i,j} p(i, j)^2 \log p(i, j) \quad (3.2)$$

Correlation menyatakan ukuran hubungan linier dari *graylevel* piksel ketetanggaan. Dapat dilihat pada Persamaan 3.3.

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - \pi_i)(j - \pi_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (3.3)$$

3.3 Pemilihan Fitur

Proses pemilihan fitur dilakukan untuk menentukan inputan fitur yang digunakan untuk proses pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti. Peneliti melakukan dengan memperhatikan data dari beberapa fitur. Fitur yang diteliti ada lima buah fitur, yaitu *Energy*, *Invers different Moment* (IDM), Korelasi, Entropi, dan Kontras dengan matrik kookurensi 0^0 , 45^0 , 90^0 & 135^0 . Kemudian peneliti juga melakukan perhitungan mencari nilai maksimum dan minimum pada statistik fitur tekstur untuk keseluruhan data. Kemudian dilakukan pembobotan terhadap fitur yang dipilih, apakah fitur tersebut berpengaruh atau tidak dalam proses pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.

3.4 Normalisasi Data

Proses normalisasi data digunakan untuk dapat dilakukan penyesuaian data citra pahatan dan bukan pahatan dalam pengenalan data citra dengan menggunakan metode *Backpropagation* sehingga nantinya dapat dikenali, Data citra yang diinputkan harus ditransformasikan antara range (0,1), artinya data citra harus antara angka 0 sampai dengan 1. Untuk mentransformasikan ke dalam *interval* [0,1] maka pada penelitian ini menggunakan Persamaan 3.4 :

$$X = \frac{Xi}{Xmax} \quad (3.4)$$

3.5 Tahapan Pengenalan

Pada penelitian ini menggunakan neural network untuk proses pengenalan. Salah satu metode neural network adalah *Backpropagation*. *Backpropagation* merupakan salah satu model jaringan syaraf tiruan dengan

algoritma pembelajaran terawasi (*supervised*). Model jaringan ini banyak digunakan untuk diaplikasikan pada penyelesaian suatu masalah yang berkaitan dengan identifikasi, pengenalan, prediksi dan sebagainya. Hal ini menunjukkan bahwa bobot yang terkoneksi kedalam jaringan mendekati bobot yang seharusnya.

Pada metode ini, terdapat tiga tahapan dalam proses pelatihan, yaitu: proses umpan maju dari pola input pelatihan, perhitungan propagasi balik dari error yang terjadi dan penyesuaian nilai bobot. Pada penelitian ini menggunakan fungsi aktivasi sigmoid unipolar. Fungsi sigmoid unipolar memiliki nilai dari *range* 0 sampai 1. Pada Persamaan 3.5 merupakan fungsi sigmoid unipolar.

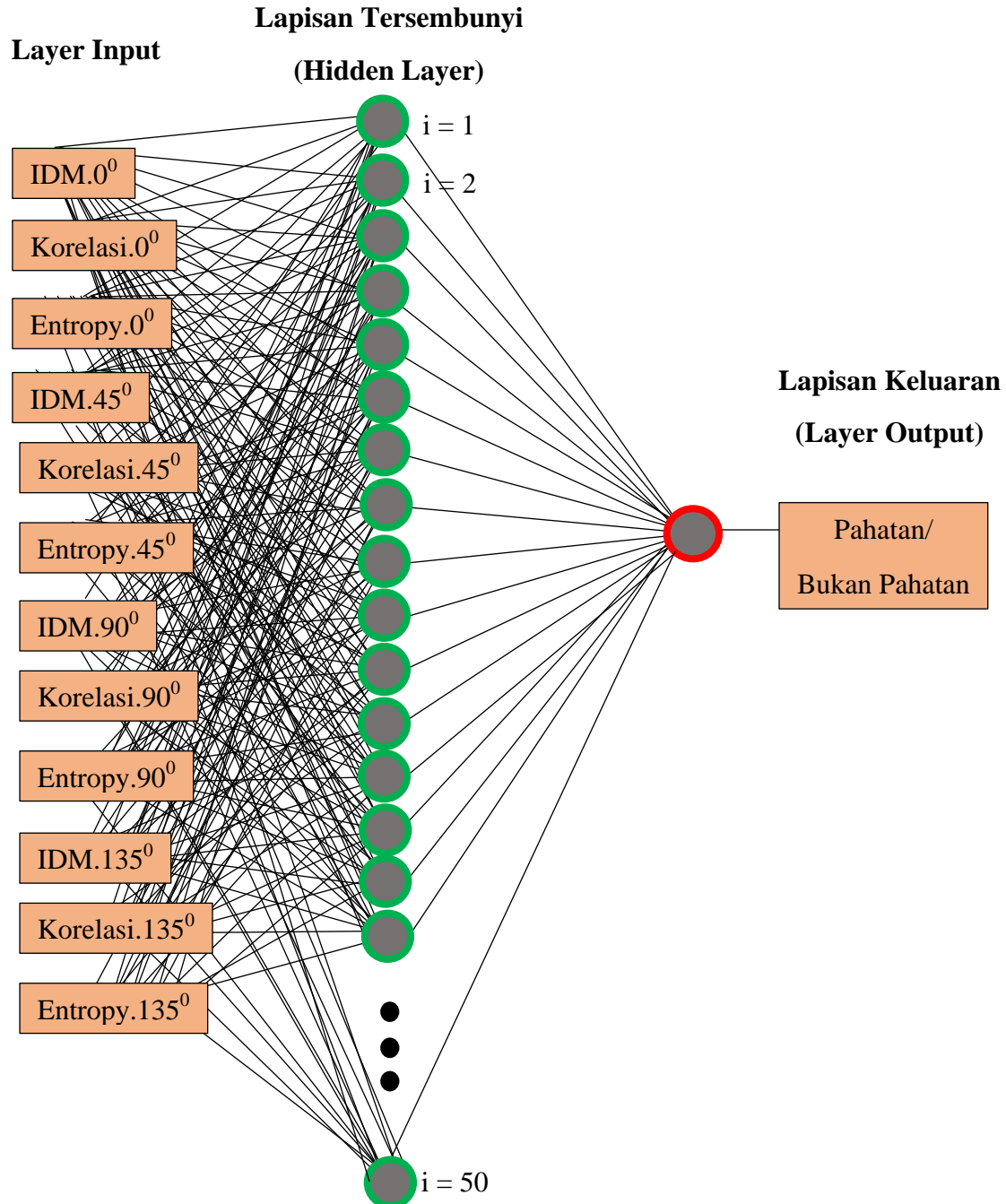
$$y = f(x) = \frac{1}{1 + \exp^{-x}} \quad (3.5)$$

Dimana $f(x)$ adalah nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1.

Pada tahap pelatihan merupakan langkah awal dari jaringan syaraf berlatih, dimana dengan proses umpan maju dari pola input pelatihan, perhitungan dan propagasi balik dari error yang terjadi pada penyesuaian bobot. Proses pelatihan akan berhenti apabila bobot yang dihasilkan sudah sesuai dengan target yang diinginkan dan mencapai nilai error yang minimum. Kemudian bobot dari proses pelatihann tersebut digunakan untuk proses pengujian. Pada penelitian ini terdapat tiga layer yang terdiri dari layer masukan(input), layer tersembunyi (*hidden layer*) dan layer keluaran (output). Pada proses pelatihan dilakukan dengan menggantikan nilai *learning rate* dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi, guna untuk mendapatkan nilai bobot yang terbaik yang akan digunakan pada proses pengenalan.

3.5.1 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Dapat dilihat pada Gambar 3.3 merupakan struktur jaringan syaraf tiruan.



Gambar 3.3 Struktur Jaringan Syaraf Tiruan

Pada Penelitian ini terdapat tiga layer yang terdiri dari layer masukan (input), layer tersembunyi (hidden layer), dan layer keluaran (*output*). Pada layer masukan ada 12 inputan, dimana tiga buah fitur (*invers different moment*(IDM),

Correlation, & Entropy) pada masing-masing sudut matriks kookurensi GLCM 0^0 , 45^0 , 90^0 & 135^0 . Pada layer tersembunyi (*hidden layer*) ada **50** neuron. Kemudian menggunakan nilai laju pembelajaran (***Learning Rate***) sebesar **0.1**. Pada layer keluaran(*output*) mendeteksi apakah pahatan atau bukan pahatan. Penelitian ini menggunakan sigmoid biner pada fungsi aktivasi. Metode pelatihan yang digunakan adalah *Gradient descent with momentum*(traingdx).

3.6 Perhitungan Performance Metode

Penelitian ini menggunakan *Receiver Operating Characteristic (ROC)* untuk menghitung kemampuan (*performance*) pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti. Pada perhitungan ini memiliki empat nilai karakteristik yaitu *True Positive*(TP), *False Positive*(FP), *False Negative*(FN) dan *True Negative*(TN). *True Positive* (TP) menunjukkan citra pahatan yang dikenali secara tepat yang sesuai dengan kelasnya. *False positive* (FP) menunjukkan citra pahatan yang seharusnya dikenali dengan tepat pada kelasnya namun pada proses pengenalan, citra tersebut dikenali bukan kelasnya. *True Negative* (TN) menunjukkan citra yang bukan anggota kelasnya tersebut dikenali tepat bukan anggota kelas tersebut. *False Negative*(FN) menunjukkan citra pahatan yang bukan anggota kelas tersebut namun dikenali sebagai anggota kelas tersebut.

Halaman ini sengaja dikosongkan

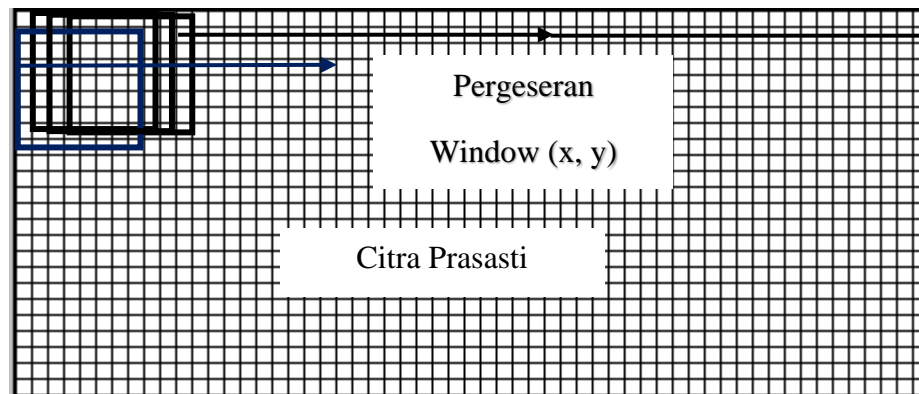
BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini membahas mengenai proses dan hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti menggunakan metode *Backpropagation*.

4.1 Preprocessing

Data penelitian ini menggunakan citra prasasti berpatina wana coklat. Data penelitian ini dibagi menjadi dua kelompok, yaitu data pelatihan dan data pengujian. Pada data pelatihan menggunakan 400 citra yang terdiri dari citra pahatan dan citra bukan pahatan.



Gambar 4.1 Ilustrasi pergerakan *slidding image*

Pada Gambar 4.1 proses *slidding image* dilakukan untuk membaca setiap *window* pada citra pengujian. Ukuran *window* yang digunakan adalah 25x25 piksel. Ukuran ini berdasarkan pada lebar ukiran huruf pada citra sebenarnya. Kemudian pergeseran setiap *window* adalah 1 piksel, karena *window* akan membaca keseluruhan citra untuk mendapatkan hasil yang maksimal.

Selanjutnya dilakukan pengubahan warna citra menjadi *grayscale*. Pengubahan warna dilakukan karena pada proses pengambilan fitur berdasarkan tekstur menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix*(GLCM) citra harus didalam warna skala keabuan(*grayscale*).

Kemudian dilakukan pembuatan citra *ground truth*. Pembuatan citra *ground truth* dilakukan secara manual menggunakan *software* aplikasi

pengolahan citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.2 Hasil Citra Ground Truth pada Citra Prasasti.



Gambar 4.2 (a) Citra Prasasti dan (b) merupakan Hasil Citra *ground truth*

Citra ground truth digunakan untuk penentuan slidding image apakah slidding image tersebut termasuk citra pahatan dan citra bukan pahatan. Penentuan dilakukan dengan cara pengambilan nilai tengah piksel pada citra. Apabila nilai tengah piksel bernilai satu atau berwarna putih ditandai sebagai pahatan, sebaliknya apabila nilai tengah piksel bernilai nol atau berwarna hitam ditandai sebagai bukan pahatan.

4.2 Hasil Normalisasi Data

Sebelum dilakukan normalisasi data pada citra prasasti, diketahui bahwa ada tiga buah fitur yang bisa dijadikan inputan untuk melakukan pengenalan pada penelitian ini, yaitu IDM, Korelasi, dan Entropi. Pada Tabel 4.1 Nilai Ekstraksi Fitur Sebelum dilakukan Normalisasi.

Tabel 4.1 Nilai GLCM 0⁰ Sebelum Normalisasi

Label Citra	<i>Invers Different Moment (IDM)</i>	Korelasi	Entropi
Citra1.jpg	0,070773	0,000592	6,202506
Citra2.jpg	0,06228	0,000618	6,218577
Citra3.jpg	0,083406	0,001585	6,108807
Citra4.jpg	0,067117	0,000628	6,204484
Citra5.jpg	0,078206	0,00065	6,200875
Citra6.jpg	0,073448	0,000669	6,217587
Citra7.jpg	0,067302	0,000719	6,209726
Citra8.jpg	0,056384	0,000763	6,199243
Citra9.jpg	0,06714	0,000827	6,181541
Citra10.jpg	0,062134	0,000912	6,212346
Citra11.jpg	0,076158	0,000986	6,194644
Citra12.jpg	0,07269	0,001032	6,181541
Citra13.jpg	0,084804	0,001064	6,204484
Citra14.jpg	0,087483	0,001552	6,168438
Citra15.jpg	0,071726	0,001048	6,196623
Citra16.jpg	0,06775	0,001047	6,189403
Citra17.jpg	0,054841	0,001031	6,191381
Citra18.jpg	0,078572	0,001034	6,170417
Citra19.jpg	0,077748	0,001093	6,195634
Citra20.jpg	0,07579	0,00113	6,215956

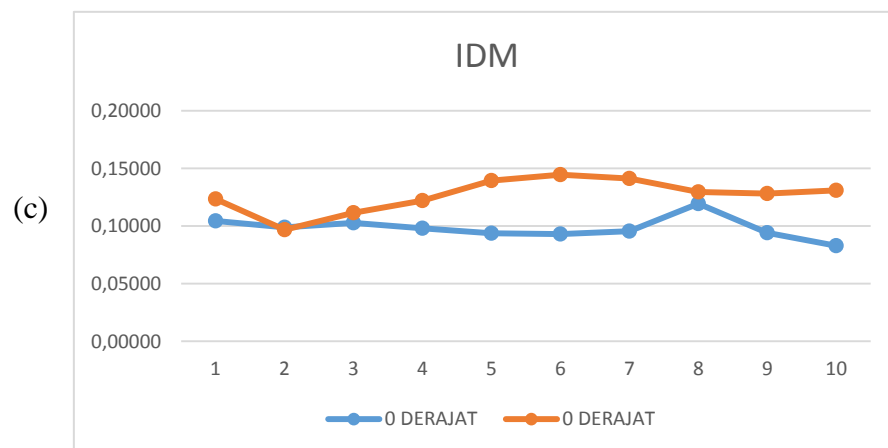
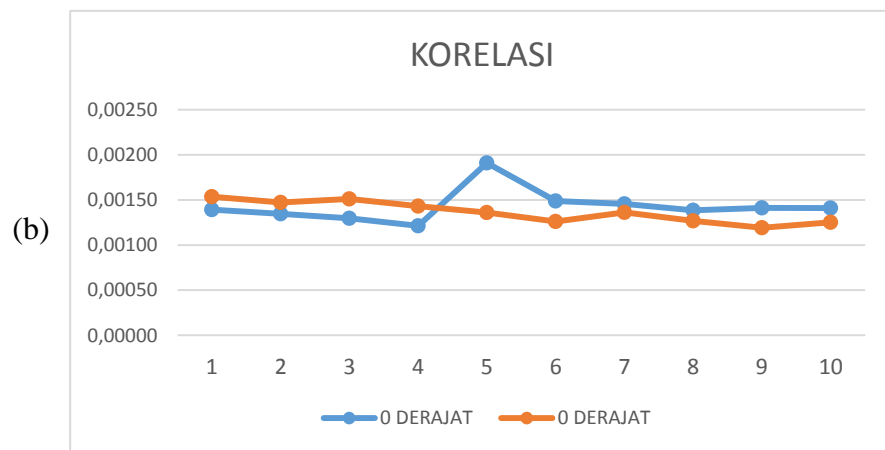
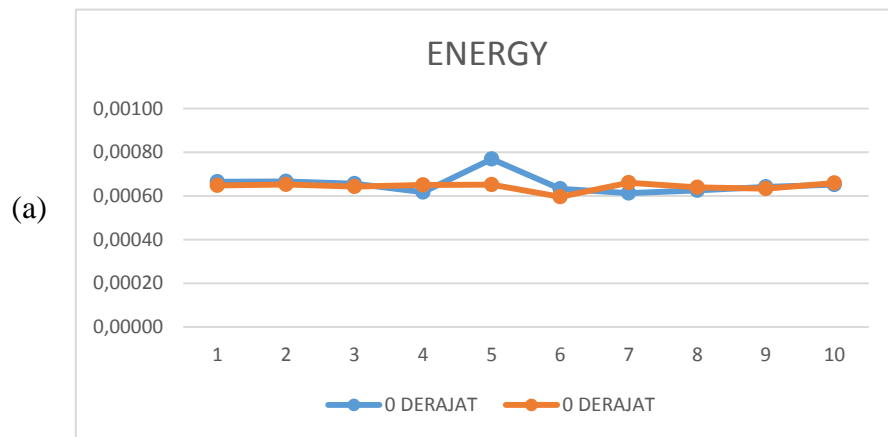
Sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian menggunakan Backpropagation, data *input* harus dinormalisasi terlebih dahulu. Hal ini dilakukan agar nilai *input* sesuai dengan target/keluaran. Tabel 4.1 menunjukkan hasil nilai ekstraksi fitur menggunakan GLCM, dimana dapat dilihat bahwa nilai *entropy* ≥ 1 sehingga perlu dilakukan normalisasi. Nilai yang digunakan pada jaringan dalam *range* 0 sampai 1, sehingga nilai *entropy* pada Tabel 4.1 perlu dilakukan normalisasi. Dapat dilihat pada Tabel 4.2 Hasil Normalisasi Fitur.

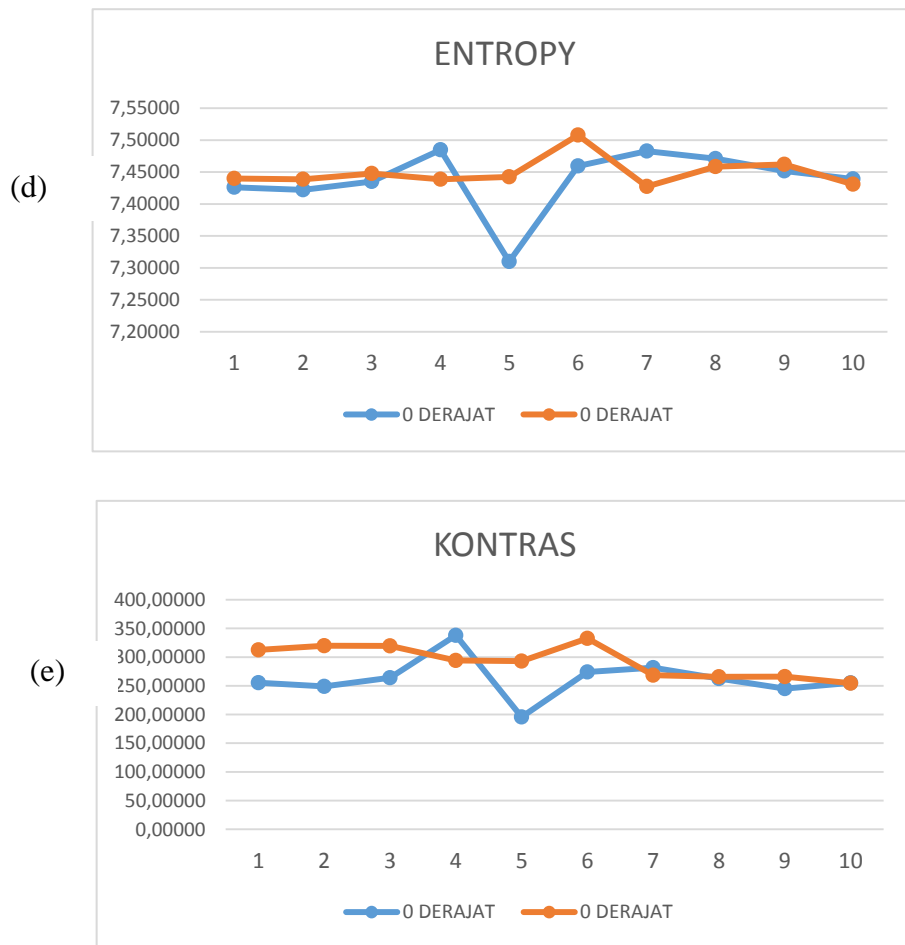
Tabel 4.2 Hasil Normalisasi

Label Citra	<i>Invers Different Moment (IDM)</i>	Korelasi	Entropi
Citra1.jpg	0,175408	0,089003	0,990321
Citra2.jpg	0,15436	0,09289	0,992887
Citra3.jpg	0,20672	0,238078	0,975361
Citra4.jpg	0,166348	0,094306	0,990637
Citra5.jpg	0,193832	0,097579	0,990061
Citra6.jpg	0,182038	0,100426	0,992729
Citra7.jpg	0,166806	0,107969	0,991474
Citra8.jpg	0,139746	0,114557	0,9898
Citra9.jpg	0,166405	0,124281	0,986974
Citra10.jpg	0,153998	0,137055	0,991892
Citra11.jpg	0,188756	0,148103	0,989066
Citra12.jpg	0,18016	0,155037	0,986974
Citra13.jpg	0,210185	0,159807	0,990637
Citra14.jpg	0,216824	0,233191	0,984882
Citra15.jpg	0,177771	0,157435	0,989382
Citra16.jpg	0,167918	0,157287	0,988229
Citra17.jpg	0,135922	0,154898	0,988545
Citra18.jpg	0,194739	0,155394	0,985197
Citra19.jpg	0,192696	0,164257	0,989224
Citra20.jpg	0,187844	0,169674	0,992468

4.3 Hasil Ekstraksi Fitur dan Pemilihan Fitur

Pada penelitian ini menggunakan ekstraksi fitur berdasarkan tekstur. Tekstur merupakan keteraturan pola-pola tertentu yang terbentuk dari susunan piksel-piksel dalam citra. Pemilihan fitur yang cocok sangat memengaruhi kinerja dari penelitian ini. Sebelumnya peneliti mencoba beberapa fitur yang akan digunakan untuk penelitian ini, diantara lain *Energy*, *Invers different Moment* (IDM), Korelasi, Entropi, dan Kontras dengan matrik kookurensi 0^0 , 45^0 , 90^0 & 135^0 . Dapat dilihat pada Gambar 4.3 Hasil dari beberapa fitur yang di ekstraksi.





Gambar 4.3 Hasil ekstraksi fitur tekstur (a) Energi, (b) IDM, (c) Korelasi, (d) Entropi, dan (e) Kontras.

Gambar 4.3 merupakan hasil ekstraksi beberapa fitur yang dilakukan peneliti menggunakan matrik kookurensi 0^0 , antara lain fitur (a) energi, (b) idm, (c) korelasi, (d) entropi, dan (e) kontras. Dapat dilihat pada Gambar (a), dan Gambar (e) nilai fitur pada citra pahatan dan bukan pahatan adalah mirip. Kemudian pada Gambar (b), Gambar (c) dan Gambar (d) dapat digunakan pada penelitian ini, dikarenakan nilai fitur yang dihasilkan dikedua citra dapat dipisahkan. Sehingga fitur tersebut bisa digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 4.3 Nilai Maksimum dan Minimum Fitur

Pahatan						
Matrik kookurensi		Energi	<i>Invers Different Moment (IDM)</i>	Korelasi	Entropi	Kontras
0 derajat	Min	0,00061	0,08500	0,00068	7,46309	249,17057
	Max	0,00077	0,09750	0,00111	7,51462	364,89280
45 derajat	Min	0,00057	0,05667	0,00064	7,51344	354,63542
	Max	0,00066	0,07942	0,00094	7,55497	541,45530
90 derajat	Min	0,00070	0,08285	0,00066	7,33720	95,71701
	Max	0,00084	0,11939	0,00134	7,49587	153,79384
135 derajat	Min	0,00060	0,06360	0,00059	7,49345	270,91189
	Max	0,00069	0,07796	0,00109	7,55655	424,13845
Bukan Pahatan						
Matrik kookurensi		Energi	<i>Invers Different Moment (IDM)</i>	Korelasi	Entropi	Kontras
0 derajat	Min	0,00060	0,05928	0,00078	7,28666	207,32509
	Max	0,00072	0,10518	0,00186	7,55352	318,43837
45 derajat	Min	0,00060	0,05255	0,00070	7,35081	301,78082
	Max	0,00066	0,08250	0,00159	7,59347	453,76085
90 derajat	Min	0,00069	0,09671	0,00092	7,13297	90,57161
	Max	0,00083	0,14452	0,00216	7,42932	126,87717
135 derajat	Min	0,00059	0,06164	0,00077	7,30052	241,21484
	Max	0,00069	0,09224	0,00183	7,55997	357,66797

Dapat dilihat pada Tabel 4.3 nilai maksimum dan minimum nilai fitur citra pahatan dan bukan pahatan pada citra prasasti berwarna coklat. Dimana nilai fitur minimal dan maksimal antara pahatan dan bukan pahatan memiliki nilai yang berbeda-beda. Seperti pada fitur energi yang dimiliki citra pahatan, nilai minimum sebesar 0.00061 dan maksimum sebesar 0.00077. Sedangkan fitur energi yang dimiliki citra bukan pahatan, nilai minimum sebesar 0.00060 dan maksimum 0.00072. Sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai fitur energi pada citra pahatan dan bukan citra pahatan tidak bisa digunakan untuk pengenalan. Dikarenakan nilai fitur yang ada di citra pahatan dan bukan pahatan sama. Hal yang sama dimiliki pada nilai fitur Kontras, dimana nilai fitur kontras tidak dapat digunakan. Sehingga dapat disimpulkan bahwa nilai fitur *Invers*

Different Moment(IDM), Korelasi dan Entropi di setiap sudut pada matriks kookurensi bisa digunakan untuk pengenalan pahatan tekstur pada citra prasasti.

Proses selanjutnya dilakukan adalah proses ekstraksi fitur menggunakan GLCM, untuk mencari perbedaan tekstur dari citra prasasti yang merupakan bagian pahatan dan bukan pahatan. Ada tiga buah fitur yang digunakan pada penelitian ini yaitu *Invers Different Moment* (IDM), Korelasi, dan Entropi, masing-masing fitur tersebut menggunakan sudut GLCM arah 0^0 , 45^0 , 90^0 dan 135^0 . Dapat dilihat pada Tabel 4.4 hasil ekstraksi fitur pada citra.

Arah GLCM	Fitur	Pahatan				
0^0	Idm	0,09297	0,09061	0,09552	0,08915	0,08792
	Korelasi	0,00068	0,00077	0,00086	0,00094	0,00091
	Entropi	7,51462	7,49017	7,46736	7,47033	7,48049
45^0	Idm	0,07445	0,06700	0,07942	0,07143	0,06789
	Korelasi	0,00064	0,00072	0,00080	0,00086	0,00082
	Entropi	7,55497	7,53944	7,53338	7,53048	7,53260
90^0	Idm	0,10442	0,09879	0,10270	0,09798	0,09376
	Korelasi	0,00066	0,00076	0,00087	0,00096	0,00094
	Entropi	7,49587	7,47869	7,45084	7,44154	7,45911
135^0	Idm	0,07019	0,06639	0,06656	0,07000	0,07038
	Korelasi	0,00059	0,00068	0,00078	0,00085	0,00085
	Entropi	7,55655	7,54916	7,52924	7,52292	7,52224
Arah GLCM	Fitur	Bukan Pahatan				
0^0	Idm	0,07566	0,06534	0,05928	0,07453	0,10518
	Korelasi	0,00122	0,00088	0,00078	0,00125	0,00186
	Entropi	7,43016	7,54786	7,55352	7,45385	7,28666
45^0	Idm	0,06337	0,05255	0,05660	0,06183	0,07676
	Korelasi	0,00107	0,00077	0,00070	0,00108	0,00159
	Entropi	7,47462	7,57257	7,59347	7,49887	7,35081
90^0	Idm	0,12341	0,09671	0,11155	0,12199	0,13945
	Korelasi	0,00142	0,00104	0,00092	0,00148	0,00216
	Entropi	7,30272	7,42474	7,42932	7,31511	7,13297
135^0	Idm	0,07531	0,06595	0,06164	0,07070	0,09224
	Korelasi	0,00117	0,00086	0,00077	0,00123	0,00183
	Entropi	7,46284	7,54272	7,55997	7,45358	7,30052

Tabel 4.4 Hasil Ekstraksi Fitur

4.4 Perhitungan Manual Metode Backpropagation

Pada bagian perhitungan pelatihan citra, ada beberapa tahapan yang harus dilakukan sebelum proses pengenalan. Peneliti akan membuat beberapa contoh perhitungan pada proses pelatihan. Di bentuk jaringan saraf dalam proses pengenalan citra pahatan dan bukan pahatan, ada 3 *input* (X_1, X_2, X_3) dengan 1 *output*(target). *Inputan* tersebut meliputi: Fitur *IDM*, *Correlation* dan *Entropy*. Laju Pembelajaran(α) pada contoh ini adalah 0.01 dan *hidden layer* 5. Pada Algoritma pelatihan *Backpropagation* terdiri dari dua tahapan, yaitu *feed forward* dan *backpropagation* dengan langkah-langkah sebagai berikut:

Tabel 4.5 Data *input*

IDM (X_1)	Entropi (X_2)	Korelasi (X_3)	Target (t_k)
0.02	0.94	0.09	1
0.01	0.95	0.08	1
0.02	0.93	0.10	1
0.01	0.95	0.07	1

Langkah 1: Pemberian nilai pada bobot secara acak.

Algoritma inisialisasi Nguyen-Widrow adalah sbb:

1. Inisialisasi semua bobot (V_{ij} (lama)) dengan bilangan acak dalam interval
[-0,5: 0,5]
 $n = 3$
 $p = 5$

Tabel 4.6 Inisialisasi Bobot Awal (V_{ij})

Bobot Awal (V_{ij})				
$V_{11} = 0.2$	$V_{12} = 0.3$	$V_{13} = -0.1$	$V_{14} = 0.1$	$V_{15} = 0.2$
$V_{21} = 0.3$	$V_{22} = 0.1$	$V_{23} = -0.1$	$V_{24} = 0.3$	$V_{25} = 0.2$
$V_{31} = 0.1$	$V_{32} = 0.1$	$V_{33} = 0.2$	$V_{34} = -0.1$	$V_{35} = 0.3$
$V_{01} = -0.3$	$V_{02} = 0.3$	$V_{03} = 0.3$	$V_{04} = -0.3$	$V_{05} = 0.3$

$$\beta = \text{faktor skala} = 0,7 \sqrt[n]{p} = 0,7 \sqrt[3]{5} = 1.66$$

$$\text{Hitung } \|V_j\| = \sqrt{V_{1j}^2 + V_{2j}^2 + \dots + V_{nj}^2}.$$

$$V_1 = \sqrt{(0.2)^2 + (0.3)^2 + (0.1)^2} = 0.37$$

$$V_2 = \sqrt{(0.3)^2 + (0.1)^2 + (0.1)^2} = 0.33$$

$$V_3 = \sqrt{(-0.1)^2 + (-0.1)^2 + (0.2)^2} = 0.24$$

$$V_4 = \sqrt{(0.1)^2 + (0.3)^2 + (-0.1)^2} = 0.33$$

$$V_5 = \sqrt{(0.2)^2 + (0.2)^2 + (0.3)^2} = 0.41$$

$$2. \text{ Bobot yang dipakai sebagai inisialisasi } v_{ij} = \frac{\beta v_{ij}(\text{lama})}{\|v_j\|}$$

$$\begin{array}{l} V_{11} = \frac{1,66 * 0.2}{0.37} = 0.89 \\ V_{14} = \frac{1,66 * 0.1}{0.33} = 0.50 \\ V_{22} = \frac{1,66 * 0.1}{0.33} = 0.50 \end{array} \quad \left| \begin{array}{l} V_{12} = \frac{1,66 * 0.3}{0.33} = 1.50 \\ V_{15} = \frac{1,66 * 0.2}{0.41} = 0.80 \\ V_{23} = \frac{1,66 * -0.1}{0.24} = -0.69 \end{array} \right| \quad \left| \begin{array}{l} V_{13} = \frac{1,66 * -0.1}{0.24} = -0.69 \\ V_{21} = \frac{1,66 * 0.3}{0.37} = 1.34 \\ V_{24} = \frac{1,66 * 0.3}{0.33} = 1.50 \end{array} \right.$$

$$\begin{array}{ccc}
V_{25} = \frac{1,66 * 0.2}{0.41} = 0.80 & V_{31} = \frac{1,66 * 0.1}{0.37} = 0.17 & V_{32} = \frac{1,66 * 0.2}{0.33} = 0.50 \\
V_{33} = \frac{1,66 * 0.2}{0.24} = 1.38 & V_{34} = \frac{1,66 * -0.1}{0.33} = -0.50 & V_{35} = \frac{1,66 * 0.3}{0.41} = 1.21 \\
V_{01} = \frac{1,66 * -0.3}{0.37} = -1.34 & V_{02} = \frac{1,66 * 0.3}{0.33} = 1.50 & V_{03} = \frac{1,66 * 0.3}{0.24} = 2.07 \\
V_{04} = \frac{1,66 * -0.3}{0.33} = -1.50 & V_{05} = \frac{1,66 * 0.3}{0.41} = 1.21 &
\end{array}$$

3. Bias yang dipakai sebagai inisialiasasi v_{0j} = bilangan acak antara -1.61 dan 1.61

Sehingga,

Tabel 4.7 Nilai Bobot (V_{ij}) dari inputan (X_i) menuju *hidden layer* (Z_j)

Bobot (V_{ij})				
$V_{01} = -1.34$	$V_{02} = 1.50$	$V_{03} = 2.07$	$V_{04} = -1.50$	$V_{05} = 1.21$
$V_{11} = 0.89$	$V_{12} = 1.50$	$V_{13} = -0.69$	$V_{14} = 0.50$	$V_{15} = 0.80$
$V_{21} = 1.34$	$V_{22} = 0.50$	$V_{23} = -0.69$	$V_{24} = 1.50$	$V_{25} = 0.80$
$V_{31} = 0.17$	$V_{32} = 0.50$	$V_{33} = 1.38$	$V_{34} = -0.50$	$V_{35} = 1.21$

Tabel 4.8 Nilai Bobot (W_{jk}) pada *output* (Y_k)

Bobot (W_{jk})
$W_{01} = 1.66$
$W_{11} = 0.37$
$W_{21} = 0.33$
$W_{31} = 0.24$
$W_{41} = 0.33$
$W_{51} = 0.41$

Feedforward

Langkah 2: Setiap unit input ($X_i, i = 1, 2, \dots, n$) menerima sinyal pada input dan sinyal tersebut disebarkan ke unit-unit hidden layer.

Langkah 3: Setiap unit di hidden layer dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya, dapat dilihat Persamaan 4.1:

$$Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i * V_{ij} \quad (4.1)$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} Z_{in_1} &= V_{01} + X_1 * V_{11} + X_2 * V_{21} + X_3 * V_{31} \\ &= -1.34 + (0.02)*0.89 + (0.94)*1.34 + (0.09)*0.17 \\ &= -0.07 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_{in_2} &= V_{02} + X_1 * V_{12} + X_2 * V_{22} + X_3 * V_{32} \\ &= 1.50 + (0.02)*1.50 + (0.94)*0.50 + (0.09)*0.50 \\ &= 2.04 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_{in_3} &= V_{03} + X_1 * V_{13} + X_2 * V_{23} + X_3 * V_{33} \\ &= 2.07 + (0.02)*-0.69 + (0.94)*-0.69 + (0.09)*1.38 \\ &= 1.54 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_{in_4} &= V_{04} + X_1 * V_{14} + X_2 * V_{24} + X_3 * V_{34} \\ &= -1.50 + (0.02)*0.50 + (0.94)*1.50 + (0.09)*-0.50 \\ &= -0.12 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Z_{in_5} &= V_{05} + X_1 * V_{15} + X_2 * V_{25} + X_3 * V_{35} \\ &= 1.21 + (0.02)*0.80 + (0.94)*0.80 + (0.09)*1.21 \\ &= 2.07 \end{aligned}$$

Kemudian dihitung sesuai dengan fungsi pengaktif yang digunakan, dapat dilihat Persamaan 4.2:

$$Z_j = f(Z_in_j) \quad (4.2)$$

Sehingga,

$$Z_1 = f(Z_in_1) \quad Z_4 = f(Z_in_4)$$

$$Z_2 = f(Z_in_2) \quad Z_5 = f(Z_in_5)$$

$$Z_3 = f(Z_in_3)$$

Fungsi yang digunakan adalah fungsi sigmoid, maka bentuk fungsi adalah, dapat dilihat Persamaan 4.3:

$$Z_j = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_j)}} \quad (4.3)$$

Sehingga,

$$Z_1 = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_1)}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(-0.07)}} = 0.48$$

$$Z_2 = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_2)}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(2.04)}} = 0.88$$

$$Z_3 = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_3)}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(1.54)}} = 0.82$$

$$Z_4 = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_4)}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(-0.12)}} = 0.47$$

$$Z_5 = \frac{1}{1 + \exp^{-(Z_in_5)}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(2.07)}} = 0.89$$

Sinyal keluaran dari fungsi pengaktif tersebut dikirim kesemua unit dilapis output.

Langkah 4: Setiap unit keluaran($(Y_k, k=1,2,3,...,m)$) dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan serta ditambah dengan biasnya, dapat dilihat Persamaan 4.4:

$$Y_{in_k} = W_{0k} + \sum_{j=1}^m Z_j * W_{jk} \quad (4.4)$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} Y_{in_1} &= W_{01} + Z_1 * W_{11} + Z_2 * W_{21} + Z_3 * W_{31} + Z_4 * W_{41} + Z_5 * W_{51} \\ &= 1.66 + 0.48*(0.37) + 0.88*(0.33) + 0.82*(0.24) + 0.47*(0.33) + \\ &0.89*(0.41) \\ &= 2.82 \end{aligned}$$

Kemudian dihitung kembali sesuai dengan fungsi pengaktif, dapat dilihat Persamaan 4.5.

$$Y_k = f(Y_{in_k}) \quad (4.5)$$

Sehingga,

$$Y_1 = f(Y_{in_1}) = \frac{1}{1 + \exp^{-(Y_{in_1})}} = \frac{1}{1 + \exp^{-(2.82)}} = 0.94$$

$$\text{Error} = t_k - Y_k$$

$$\text{Error} = 1 - 0.94 = 0,06$$

Jika E lebih besar dari batas toleransi maka bobot tiap garis dari jaringan akan di modifikasi untuk mengurangi kesalahan. Jika E lebih kecil dari batas toleransi yang di tentukan, maka iterasi di hentikan.

Backpropagation dan error

Langkah 5: Setiap unit keluaran ($Y_k, k=1,2,3,...,m$) menerima pola target sesuai dengan pola input saat pelatihan dan dihitung nilai kesalahannya, dapat dilihat Persamaan 4.6:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_in_k) \quad (4.6)$$

Karena $f'(Y_in_k) = Y_k$ menggunakan fungsi sigmoid, dapat dilihat Persamaan 4.7:

$$f'(Y_in_k) = f(Y_in_k) * (1 - f(Y_in_k)) = Y_k * (1 - Y_k) \quad (4.7)$$

Sehingga,

$$\delta_k = (t_k - Y_k) * Y_k (1 - Y_k) \quad (4.8)$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} \delta_1 &= (t_1 - Y_1) * Y_1 (1 - Y_1) \\ &= (1 - 0.94) * 0.94 (1 - 0.94) = 0.003 \end{aligned}$$

Menghitung perbaikan bobot (kemudian untuk memperbaiki W_{jk}), dapat dilihat Persamaan 4.9.

$$\Delta W_{jk} = \alpha * \delta_k * Z_j \quad (4.9)$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} \Delta W_{11} &= \alpha * \delta_1 * Z_1 = 0.1 * 0.003 * 0.48 = 0.000144 \\ \Delta W_{21} &= \alpha * \delta_1 * Z_2 = 0.1 * 0.003 * 0.88 = 0.000264 \\ \Delta W_{31} &= \alpha * \delta_1 * Z_3 = 0.1 * 0.003 * 0.82 = 0.000246 \\ \Delta W_{41} &= \alpha * \delta_1 * Z_4 = 0.1 * 0.003 * 0.47 = 0.000141 \end{aligned}$$

$$\Delta W_{51} = \alpha * \delta_1 * Z_5 = 0.1 * 0.003 * 0.89 = 0.000264$$

Menghitung perbaikan bias (Untuk memperbaiki nilai W_{0k}), dapat dilihat Persamaan 4.10:

$$\Delta W_{0k} = \alpha * \delta_k \quad (4.10)$$

Sehingga,

$$\Delta W_{01} = \alpha * \delta_1 = 0.1 * 0.003 = 0.003$$

Dan menggunakan nilai delta (δ_k) pada semua unit lapis sebelumnya.

Langkah 6: Setiap bobot yang menghubungkan unit-unit lapis output dengan unit-unit hidden layer ($Z_j, j=1,2,3,...,p$) dikalikan delta (δ_k) dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit-unit lapis berikutnya. Dapat dilihat Persamaan 4.11:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^p \delta_k * W_{jk} \quad (4.11)$$

Sehingga,

$$\delta_{in_1} = \delta_1 * W_{11} = 0.003 * (0.37) = 0.0011$$

$$\delta_{in_2} = \delta_1 * W_{21} = 0.003 * (0.33) = 0.0009$$

$$\delta_{in_3} = \delta_1 * W_{31} = 0.003 * (0.24) = 0.0007$$

$$\delta_{in_4} = \delta_1 * W_{41} = 0.003 * (0.33) = 0.0009$$

$$\delta_{in_5} = \delta_1 * W_{51} = 0.003 * (0.41) = 0.0012$$

Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi pengaktifnya untuk menghitung error. Dapat dilihat Persamaan 4.12:

$$\delta_j = \delta_{in_j} * f'(Y_{in_k}) \quad (4.12)$$

Sehingga,

$$\delta_j = \delta_{in_j} * Z_j(1 - Z_j)$$

$$\delta_1 = \delta_{in_1} * Z_1(1 - Z_1) = (0.0011)(0.48)(1 - 0.48) = 0.0002$$

$$\delta_2 = \delta_{in_2} * Z_2(1 - Z_2) = (0.0009)(0.88)(1 - 0.88) = 0.0009$$

$$\delta_3 = \delta_{in_3} * Z_3(1 - Z_3) = (0.0007)(0.82)(1 - 0.82) = 0.0001$$

$$\delta_4 = \delta_{in_4} * Z_4(1 - Z_4) = (0.0009)(0.47)(1 - 0.47) = 0.0002$$

$$\delta_5 = \delta_{in_5} * Z_5(1 - Z_5) = (0.0012)(0.89)(1 - 0.89) = 0.0001$$

Langkah berikutnya menghitung perhitungan penimbang (digunakan untuk memperbaiki V_{ij}). Dapat dilihat Persamaan 4.13:

$$\Delta V_{ij} = \alpha * \delta_j * X_i \quad (4.13)$$

Sehingga,

$\begin{aligned} \Delta V_{11} &= \alpha * \delta_1 * X_1 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.02) \\ &= 4 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{21} &= \alpha * \delta_1 * X_2 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.94) \\ &= 1.88 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{31} &= \alpha * \delta_1 * X_3 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.09) \\ &= 1.8 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$
$\begin{aligned} \Delta V_{12} &= \alpha * \delta_2 * X_1 \\ &= (0.1)(0.0009)(0.02) \\ &= 1.8 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{22} &= \alpha * \delta_2 * X_2 \\ &= (0.1)(0.0009)(0.94) \\ &= 8.46 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{32} &= \alpha * \delta_2 * X_3 \\ &= (0.1)(0.0009)(0.09) \\ &= 5.4 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$
$\begin{aligned} \Delta V_{13} &= \alpha * \delta_3 * X_1 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.02) \\ &= 2 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{23} &= \alpha * \delta_3 * X_2 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.94) \\ &= 9.4 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{33} &= \alpha * \delta_3 * X_3 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.09) \\ &= 9 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$
$\begin{aligned} \Delta V_{14} &= \alpha * \delta_4 * X_1 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.02) \\ &= 4 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{24} &= \alpha * \delta_4 * X_2 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.94) \\ &= 1.88 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{34} &= \alpha * \delta_4 * X_3 \\ &= (0.1)(0.0002)(0.09) \\ &= 1.8 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$
$\begin{aligned} \Delta V_{15} &= \alpha * \delta_5 * X_1 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.02) \\ &= 2 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{25} &= \alpha * \delta_5 * X_2 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.94) \\ &= 9.4 \times 10^{-6} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{35} &= \alpha * \delta_5 * X_3 \\ &= (0.1)(0.0001)(0.09) \\ &= 9 \times 10^{-7} \approx 0 \end{aligned}$

Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki V_{0j}) , dapat dilihat Persamaan 4.14:

$$\Delta V_{0j} = \alpha * \delta_j \quad (4.14)$$

Sehingga,

$\begin{aligned} \Delta V_{01} &= \alpha * \delta_1 * 1 \\ &= (0.1)(0.0002)(1) \\ &= 2 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{02} &= \alpha * \delta_2 * 1 \\ &= (0.1)(0.0009)(1) \\ &= 9 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{03} &= \alpha * \delta_3 * 1 \\ &= (0.1)(0.0001)(1) \\ &= 1 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$
$\begin{aligned} \Delta V_{04} &= \alpha * \delta_4 * 1 \\ &= (0.1)(0.0002)(1) \\ &= 2 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	$\begin{aligned} \Delta V_{05} &= \alpha * \delta_5 * 1 \\ &= (0.1)(0.0001)(1) \\ &= 1 \times 10^{-5} \approx 0 \end{aligned}$	

Memperbaiki bobot dan bias

Langkah 7: Setiap unit output ($Y_k, k=1,2,3,...,m$) diperbaiki bias dan bobotnya $j=1,2,3,...,p$. Dapat dilihat Persamaan 4.15:

$$W_{jk}(\text{baru}) = W_{jk}(\text{lama}) + \Delta W_{jk} \quad (4.15)$$

Sehingga,

$$W_{01}(\text{baru}) = W_{01}(\text{lama}) + \Delta W_{01} = (1.66) + (0.0003) = 1.67$$

$$W_{11}(\text{baru}) = W_{11}(\text{lama}) + \Delta W_{11} = (0.37) + (0.000144) = 0.38$$

$$W_{21}(\text{baru}) = W_{21}(\text{lama}) + \Delta W_{21} = (0.33) + (0.000264) = 0.34$$

$$W_{31}(\text{baru}) = W_{31}(\text{lama}) + \Delta W_{31} = (0.24) + (0.000246) = 0.25$$

$$W_{41}(\text{baru}) = W_{41}(\text{lama}) + \Delta W_{41} = (0.33) + (0.000141) = 0.34$$

$$W_{51}(\text{baru}) = W_{51}(\text{lama}) + \Delta W_{51} = (0.41) + (0.000264) = 0.42$$

Setiap unit tersembunyi ($Z_j, j=1,2,3,...,p$) diperbaiki bias dan bobotnya ($j=1,2,3,...,p$). Dapat dilihat Persamaan 4.16:

$$V_{jk}(\text{baru}) = V_{jk}(\text{lama}) + \Delta V_{jk} \quad (4.16)$$

Sehingga,

$$\begin{aligned} V_{11}(baru) &= V_{11}(lama) + \Delta V_{11} \\ &= 0.83 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{21}(baru) &= V_{21}(lama) + \Delta V_{21} \\ &= -4.43 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{31}(baru) &= V_{31}(lama) + \Delta V_{31} \\ &= 1.59 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{12}(baru) &= V_{12}(lama) + \Delta V_{12} \\ &= -2.73 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{22}(baru) &= V_{22}(lama) + \Delta V_{22} \\ &= -2.31 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{32}(baru) &= V_{32}(lama) + \Delta V_{32} \\ &= -3.19 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{13}(baru) &= V_{13}(lama) + \Delta V_{13} \\ &= 2.09 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{23}(baru) &= V_{23}(lama) + \Delta V_{23} \\ &= 3.28 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{02}(baru) &= V_{02}(lama) + \Delta V_{02} \\ &= 2.36 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{04}(baru) &= V_{04}(lama) + \Delta V_{04} \\ &= 2.41 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{33}(baru) &= V_{33}(lama) + \Delta V_{33} \\ &= 2.81 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{14}(baru) &= V_{14}(lama) + \Delta V_{14} \\ &= 1.56 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{24}(baru) &= V_{24}(lama) + \Delta V_{24} \\ &= -3.18 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{34}(baru) &= V_{34}(lama) + \Delta V_{34} \\ &= 3.16 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{15}(baru) &= V_{15}(lama) + \Delta V_{15} \\ &= 2.58 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{25}(baru) &= V_{25}(lama) + \Delta V_{25} \\ &= 3.94 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{35}(baru) &= V_{35}(lama) + \Delta V_{35} \\ &= 0.80 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{01}(baru) &= V_{01}(lama) + \Delta V_{01} \\ &= -4.79 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{03}(baru) &= V_{03}(lama) + \Delta V_{03} \\ &= -0.10 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} V_{05}(baru) &= V_{05}(lama) + \Delta V_{05} \\ &= 4.78 \end{aligned}$$

Langkah 8: Mengulangi Langkah 4 sampai 7 untuk setiap pasangan data pelatihan.

Langkah 9: Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi).

Langkah 10: Mengulangi langkah 3 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi terpenuhi.

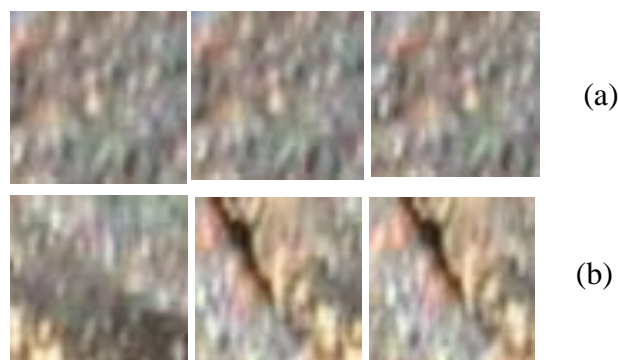
Dengan menunjukkan perhitungan manual algoritma backpropagation, sangat tidak memungkinkan untuk melakukan perhitungan manual pada penelitian ini, karena itu diperlukan perangkat lunak untuk dapat melakukan proses komputasi pada penelitian ini.

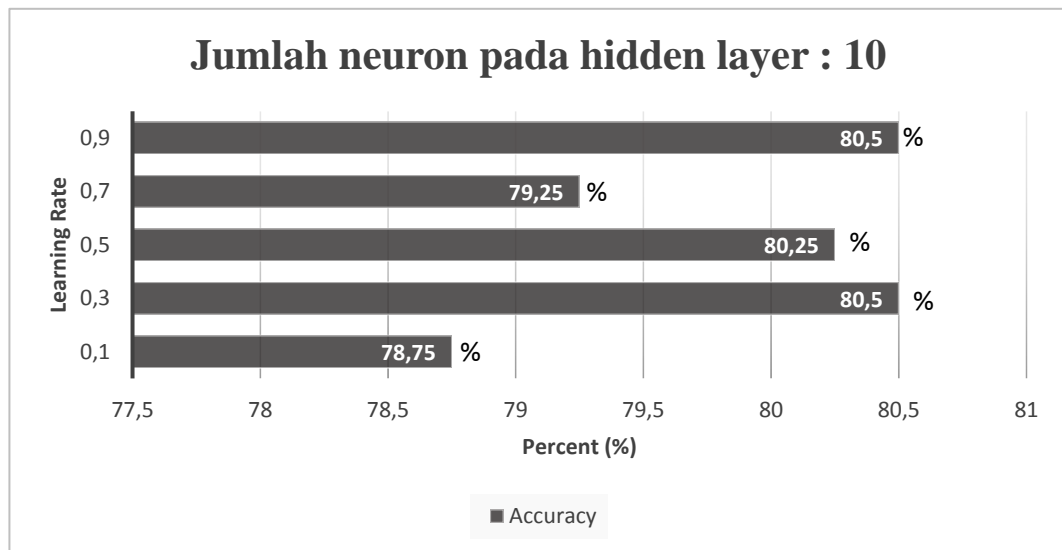
4.5 Hasil Pengenalan menggunakan *Backpropagation*

Hasil dari proses ekstraksi fitur ada tiga buah fitur yang digunakan yaitu *Invers Different Moment* (IDM), Korelasi, dan Entropi, masing-masing fitur tersebut menggunakan sudut GLCM arah 0^0 , 45^0 , 90^0 dan 135^0 . Fitur tersebut yang akan digunakan untuk proses pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti. Pada penelitian ini ada dua tahapan, yaitu proses pelatihan dan pengujian. Pada proses pengujian merupakan proses pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.

4.5.1 Hasil Pelatihan Citra

Data pelatihan menggunakan citra prasasti berwarna patina coklat sebanyak 400 citra. dapat dilihat pada Gambar 4.4.





Gambar 4.4 Data Pelatihan, (a) Citra bukan pahatan dan (b) Citra pahatan.

Penelitian ini melakukan beberapa percobaan pada proses pelatihan, dimana memberikan dan menggantikan nilai *learning rate* dan jumlah *neuron* pada lapisan tersembunyi. Nilai *learning rate* yang digunakan masing-masing 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Jumlah *epoch* yang digunakan sebesar 1000. Kinerja tujuan (*error goal*) adalah target nilai fungsi kinerja. Iterasi akan dihentikan apabila nilai fungsi kinerja kurang dari atau sama dengan kinerja tujuan, Dalam penelitian ini ditentukan *error goal* atau toleransi sebesar 0.0001.

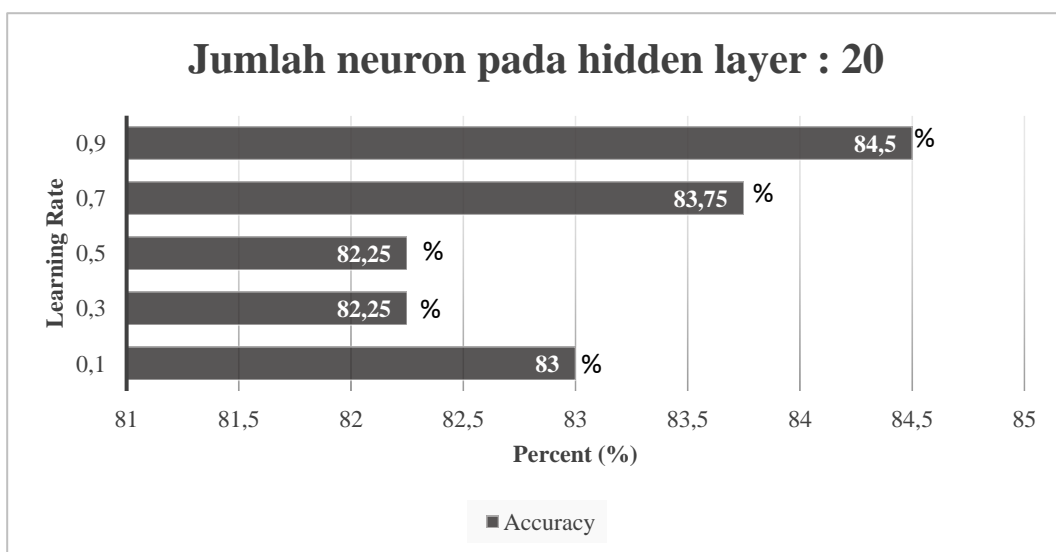
Gambar 4.5 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada *hidden layer* = 10

Gambar 4.5 menunjukkan tingkat akurasi penggunaan jumlah neuron pada masing-masing *learning rate*. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai *learning rate* (α) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Sehingga dapat dilihat hasil akurasi penggunaan jumlah neuron pada *hidden layer* = 10 dengan nilai *learning rate* = 0.1 adalah 78.75%, *learning rate* = 0.3 adalah 80.50%, *learning rate* = 0.5 adalah 80.25%, *learning rate* = 0.7 adalah 79.25%

dan *learning rate* = 0.9 adalah 80.50%. Kemudian dilakukan percobaan kedua dengan menggantikan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 20 neuron.

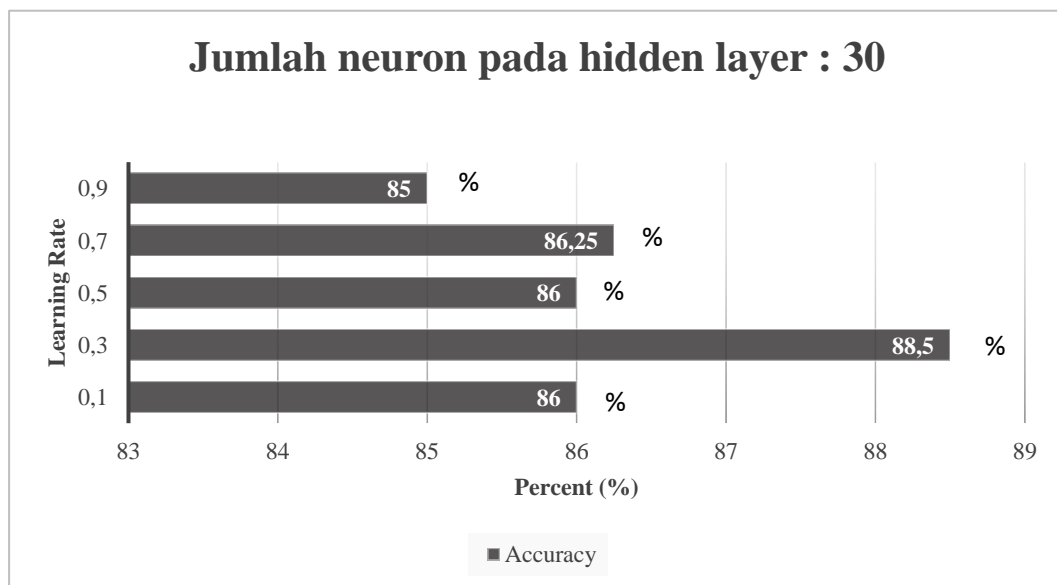
Gambar 4.6 menunjukkan tingkat akurasi penggunaan jumlah neuron pada masing-masing *learning rate*. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai *learning rate* (α) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Sehingga dapat dilihat hasil akurasi penggunaan jumlah neuron pada *hidden layer* = 20 dengan nilai *learning rate* = 0.1 adalah 83%, *learning rate* = 0.3 adalah 82.25%, *learning rate* = 0.5 adalah 82.25%, *learning rate* = 0.7 adalah 83.75% dan *learning rate* = 0.9 adalah 84.50%.

Kemudian dilakukan percobaan ketiga dengan menggantikan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 30 neuron. Gambar 4.7 menunjukkan tingkat akurasi penggunaan jumlah neuron pada masing-masing *learning rate*. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai *learning rate* (α) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Sehingga dapat dilihat hasil akurasi penggunaan jumlah neuron pada *hidden layer* = 30 dengan nilai *learning rate* = 0.1 adalah 86%, *learning rate* = 0.3 adalah 88.50%, *learning rate* = 0.5 adalah 86%, *learning rate* = 0.7 adalah 86.25% dan *learning rate* = 0.9 adalah 85%. Kemudian dilakukan percobaan keempat dengan menggantikan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 40 neuron.



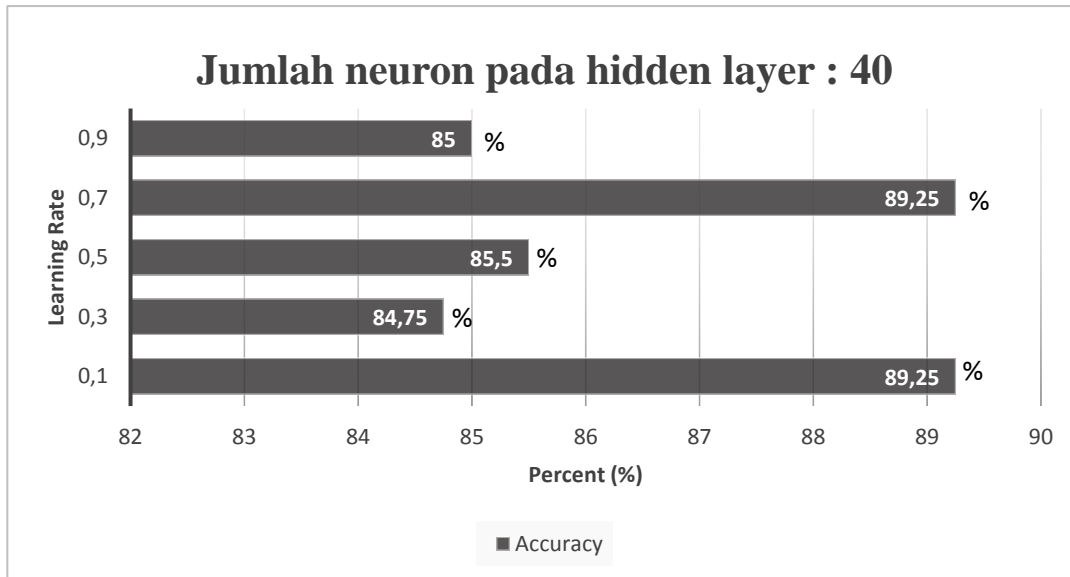
Gambar 4.6 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada *hidden layer* = 20

Gambar 4.8 menunjukkan tingkat akurasi penggunaan jumlah neuron pada masing-masing *learning rate*. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai *learning rate* (α) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Sehingga dapat dilihat hasil akurasi penggunaan jumlah neuron pada *hidden layer* = 40 dengan nilai *learning rate* = 0.1 adalah 89.25%, *learning rate* = 0.3 adalah 84.75%, *learning rate* = 0.5 adalah 85.5%, *learning rate* = 0.7 adalah 89.25% dan *learning rate* = 0.9 adalah 85%. Kemudian dilakukan percobaan terakhir dengan menggantikan jumlah neuron pada *hidden layer* sebanyak 50 neuron.

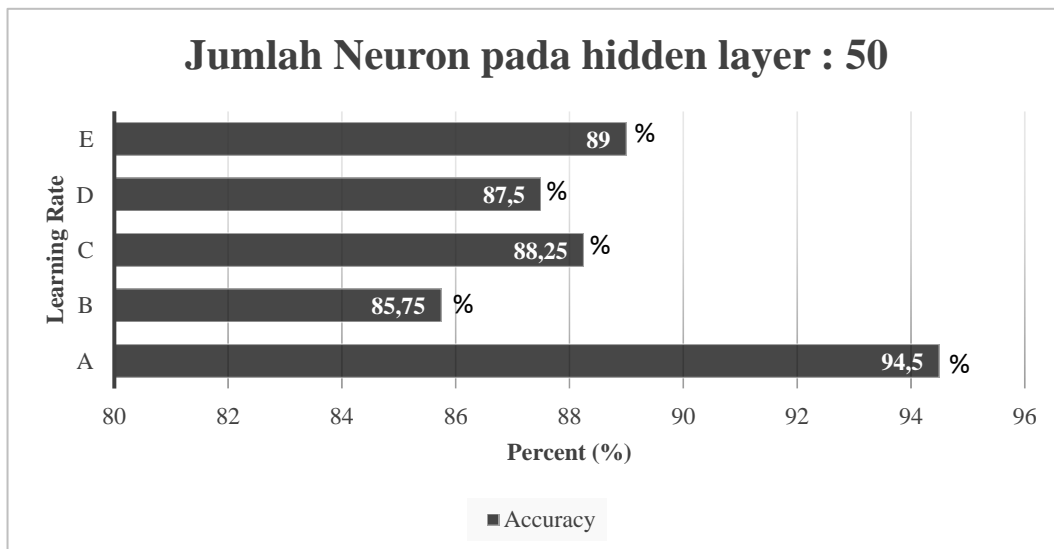


Gambar 4.7 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada *hidden layer* = 30

Gambar 4.9 menunjukkan tingkat akurasi penggunaan jumlah neuron pada masing-masing *learning rate*. Pada gambar tersebut dilakukan percobaan menggunakan nilai *learning rate* (α) yaitu 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 dan 0.9. Sehingga dapat dilihat hasil akurasi penggunaan **jumlah neuron pada *hidden layer* = 50** dengan nilai ***learning rate* = 0.1** adalah **94.50%**, *learning rate* = 0.3 adalah 85.75%, *learning rate* = 0.5 adalah 88.25%, *learning rate* = 0.7 adalah 87.50% dan *learning rate* = 0.9 adalah 89%.



Gambar 4.8 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada *hidden layer*= 40



Gambar 4.9 Hasil Akurasi dengan jumlah neuron pada *hidden layer* = 50

Setelah dilakukan beberapa percobaan pada proses pelatihan, dapat disimpulkan nilai *learning rate* (α) yang digunakan untuk pengenalan adalah **0.1** dan jumlah neuron pada *hidden layer* = 50.

4.5.2 Evaluasi Pengujian

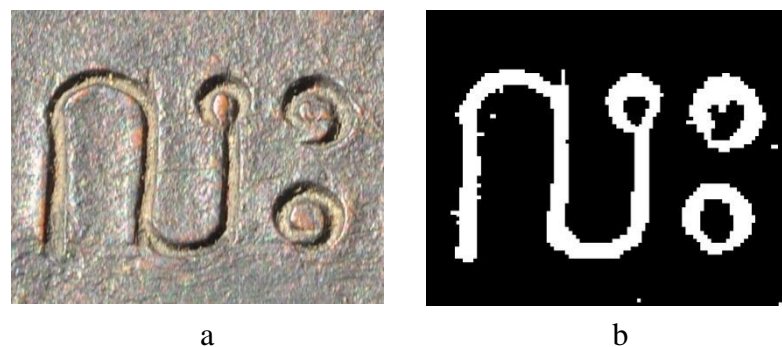
Pada proses pengenalan dilakukan 20 pengujian citra dengan citra yang berbeda. Setiap citra dilakukan proses *slidding image* yang bertujuan untuk

membaca keseluruhan piksel dan hasil dari pengujian akan dikembalikan pada citra awal. Pada proses pengenalan ini menggunakan nilai bobot pada proses pelatihan.

Upaya pemisahan tekstur pahatan huruf dan bukan pahatan pada lempeng prasasti dilakukan dengan mengembalikan hasil dari proses *training* menggunakan *backpropagation* pada posisi *window/blok* di setiap pikselnya. Setiap data pengujian dilakukan proses *slidding image* dengan ukuran 25x25 piksel dengan pergeseran 1 piksel pada citra prasasti. *Slidding image* dilakukan untuk mendeteksi area pahatan dan bukan pahatan pada citra prasasti. Proses pemilihan fitur sangat berpengaruh pada penelitian ini. Fitur yang digunakan hanya tiga buah fitur, yaitu IDM, Korelasi dan Entropi. Namun di setiap fitur menggunakan empat buah sudut matriks kookurensi pada GLCM, yaitu 0^0 , 45^0 , 90^0 , dan 135^0 .

4.5.2.1 Hasil Pengujian 1

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian pertama, jumlah citra sebanyak 363.319 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.10 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.10 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 1

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.9 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 1.

Tabel 4.9 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 1

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	38931 (TP)	22937 (FP)	61868
	b = Bukan Pahatan	15339 (FN)	286112 (TN)	301451

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.9 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{38931 + 286112}{38931 + 22937 + 15339 + 286112} = 0.8946 \times 100\% = 89.47\%$$

$$Precision = \frac{38931}{38931 + 22937} = 0.6292 \times 100\% = 62.92 \%$$

$$Recall = \frac{38931}{38931 + 15339} = 0.7173 \times 100\% = 71.73\%$$

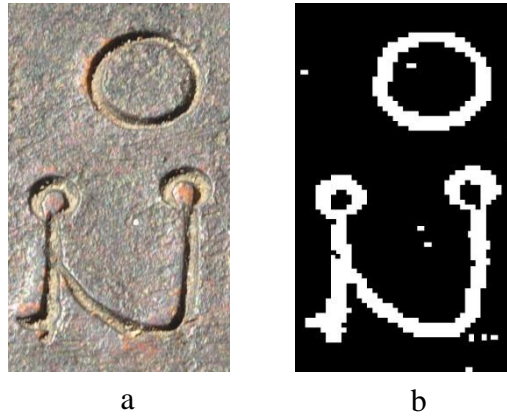
$$F-Measure = 2 * \frac{0.6292 * 0.7173}{0.6292 + 0.7173} = 0.6703$$

$$Rata-rata Error = \frac{22937 + 15339}{38931 + 22937 + 15339 + 286112} = 0.1053 \times 100\% = 10.53\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 89.46 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 62.92 % dan nilai *recall* sebesar 71.73%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.6703 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.53%.

4.5.2.2 Hasil Pengujian 2

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kedua, jumlah citra sebanyak 361.750 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.11 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.11 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 2

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.10 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 2.

Tabel 4.10 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 2

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas	a = Pahatan	50509 (TP)	12732 (FP)	63241
Aktual	b = Bukan Pahatan	18567 (FN)	279942 (TN)	298509

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.10 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{50509 + 279942}{50509 + 12732 + 18567 + 279942} = 0.9134 \times 100\% = 91.35\%$$

$$Precision = \frac{50509}{50509 + 12732} = 0.7986 \times 100\% = 79.86 \%$$

$$Recall = \frac{50509}{50509 + 18567} = 0.7312 \times 100\% = 73.12\%$$

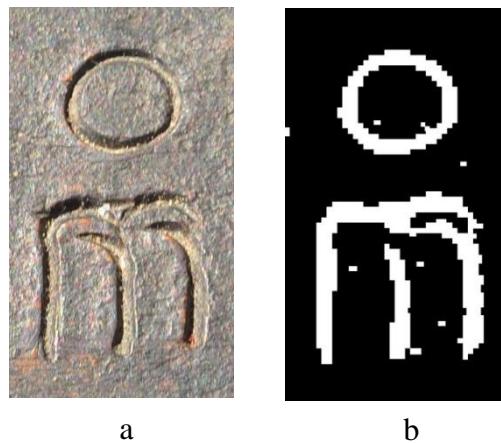
$$F-Measure = 2 * \frac{0.7986 * 0.7312}{0.7986 + 0.7312} = 0.7633$$

$$Rata-rata Error = \frac{12732 + 18567}{50509 + 12732 + 18567 + 279942} = 0.0865 \times 100\% = 8.65\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 91.34 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 79.86 % dan nilai *recall* sebesar 73.12%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7633 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 8.65%.

4.5.2.3 Hasil pengujian 3

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian ketiga, jumlah citra sebanyak 362.852 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.12 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.12 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 3

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.11 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 3.

Tabel 4.11 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 3

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	51771 (TP)	12972 (FP)	64743
	b = Bukan Pahatan	28639 (FN)	269470 (TN)	298109

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.11 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{51771 + 269470}{51771 + 12972 + 28639 + 269470} = 0.8853 \times 100\% = 88.54\%$$

$$Precision = \frac{51771}{51771 + 12972} = 0.7996 \times 100\% = 79.96 \%$$

$$Recall = \frac{51771}{51771 + 28639} = 0.6438 \times 100\% = 64.38\%$$

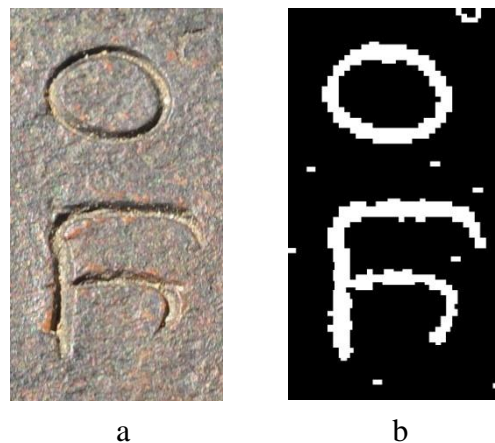
$$F-Measure = 2 * \frac{0.7996 * 0.6438}{0.7996 + 0.6438} = 0.7131$$

$$Rata-rata Error = \frac{12972 + 28639}{51771 + 12972 + 28639 + 269470} = 0.1146 \times 100\% = 11.46\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 88.53 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 79.96 % dan nilai *recall* sebesar 64.38%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7131 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 11.46%.

4.5.2.4 Hasil Pengujian 4

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian keempat, jumlah citra sebanyak 313.170 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.13 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.13 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 4

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.12 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 4.

Tabel 4.12 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 4

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas	a = Pahatan	26443 (TP)	19130 (FP)	45573
Aktual	b = Bukan Pahatan	14781 (FN)	252816 (TN)	267597

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.12 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{26443 + 252816}{26443 + 19130 + 14781 + 252816} = 0.8917 \times 100\% = 89.17\%$$

$$Precision = \frac{26443}{26443 + 19130} = 0.5802 \times 100\% = 58.02 \%$$

$$Recall = \frac{26443}{26443 + 14781} = 0.6414 \times 100\% = 64.14\%$$

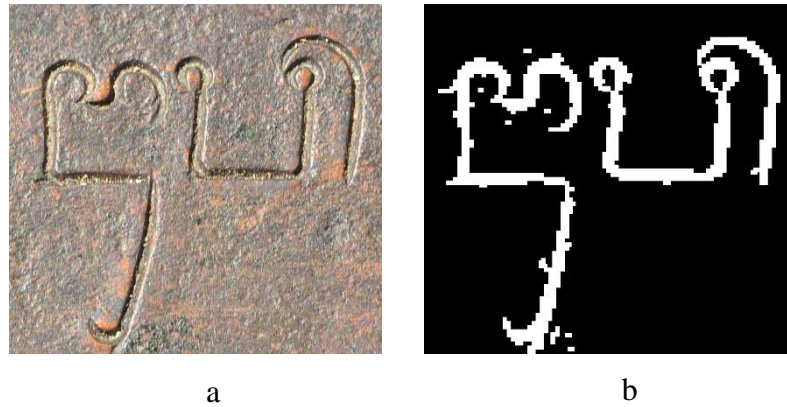
$$F-Measure = 2 * \frac{0.5802 * 0.6414}{0.5802 + 0.6414} = 0.6092$$

$$Rata-rata Error = \frac{19130 + 14781}{26443 + 19130 + 14781 + 252816} = 0.1082 \times 100\% = 10.83\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 89.17 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 58.02% dan nilai *recall* sebesar 64.14%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.6092 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.83%.

4.5.2.5 Hasil Pengujian 5

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kelima, jumlah citra sebanyak 903.300 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.14 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.14 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 5

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.13 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 5.

Tabel 4.13 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 5

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	91625 (TP)	15511 (FP)	107136
	b = Bukan Pahatan	47903 (FN)	748561 (TN)	796464

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.13 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{91625 + 748461}{91625 + 15511 + 47903 + 748561} = 0.92 \times 100\% = 92\%$$

$$Precision = \frac{91625}{91625 + 15511} = 0.85 \times 100\% = 85 \%$$

$$Recall = \frac{91625}{91625 + 47903} = 0.65 \times 100\% = 65\%$$

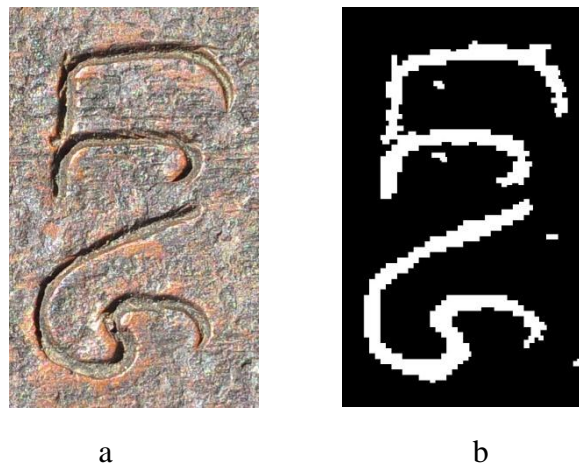
$$F-Measure = 2 * \frac{0.85 * 0.65}{0.85 + 0.65} = 0.73$$

$$Rata-rata Error = \frac{15511 + 47903}{91625 + 15511 + 47903 + 748561} = 0.08 \times 100\% = 8\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 92 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 85 % dan nilai *recall* sebesar 65%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.73 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 8%.

4.5.2.6 Hasil Pengujian 6

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian keenam, jumlah citra sebanyak 310.002 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.15 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.15 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 6

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.14 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 6.

Tabel 4.14 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 6

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	40827(TP)	9026(FP)	49853
	b = Bukan Pahatan	20817(FN)	239332(TN)	260149

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.14 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{40827 + 239332}{40827 + 9026 + 20817 + 239332} = 0.9037 \times 100\% = 90.37\%$$

$$Precision = \frac{40827}{40827 + 9026} = 0.8189 \times 100\% = 81.89\%$$

$$Recall = \frac{40827}{40827 + 20817} = 0.6623 \times 100\% = 66.23\%$$

$$F-Measure = 2 * \frac{0.8189 * 0.6623}{0.8189 + 0.6623} = 0.7323$$

$$Rata-rata Error = \frac{9026 + 20817}{40827 + 9026 + 20817 + 239332} = 0.0963 \times 100\% = 9.63\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.37 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 81.89% dan nilai *recall* sebesar 66.23%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7323 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.63%.

4.5.2.7 Hasil Pengujian 7

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian ketujuh, jumlah citra sebanyak 179.078 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.16 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



a



b

Gambar 4.16 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 7

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.15 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 7.

Tabel 4.15 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 7

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		Total
		A	B	
Kelas Aktual	a = Pahatan	39543(TP)	2061(FP)	41604
	b = Bukan Pahatan	13915(FN)	123559(TN)	137474

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.15 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{39543 + 123559}{39543 + 2061 + 13915 + 123559} = 0.9108 \times 100\% = 91.08\%$$

$$Precision = \frac{39543}{39543 + 2061} = 0.9504 \times 100\% = 95.04 \%$$

$$Recall = \frac{39543}{39543 + 13915} = 0.7397 \times 100\% = 73.97\%$$

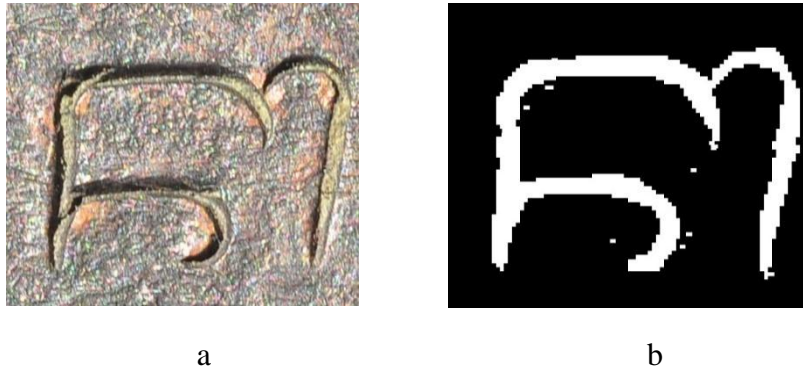
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9504 * 0.7397}{0.9504 + 0.7397} = 0.8319$$

$$Rata-rata Error = \frac{2061 + 13915}{39543 + 2061 + 13915 + 123559} = 0.0892 \times 100\% = 8.92\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 91.08 %, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 95.04% dan nilai *recall* sebesar 73.97%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.8319 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 8.92%.

4.5.2.8 Hasil Pengujian 8

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kedelapan, jumlah citra sebanyak 718.817 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.17 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.17 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 8

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.16 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 8.

Tabel 4.16 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 8

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		Total
		A	B	
Kelas Aktual	a = Pahatan	101009(TP)	11805(FP)	112814
	b = Bukan Pahatan	49221(FN)	556782(TN)	606003

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.16 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{101009 + 556782}{101009 + 11805 + 49221 + 556782} = 0.9151 \times 100\% = 91.51\%$$

$$Precision = \frac{101009}{101009 + 11805} = 0.8954 \times 100\% = 89.54 \%$$

$$Recall = \frac{101009}{101009 + 49221} = 0.6724 \times 100\% = 67.24\%$$

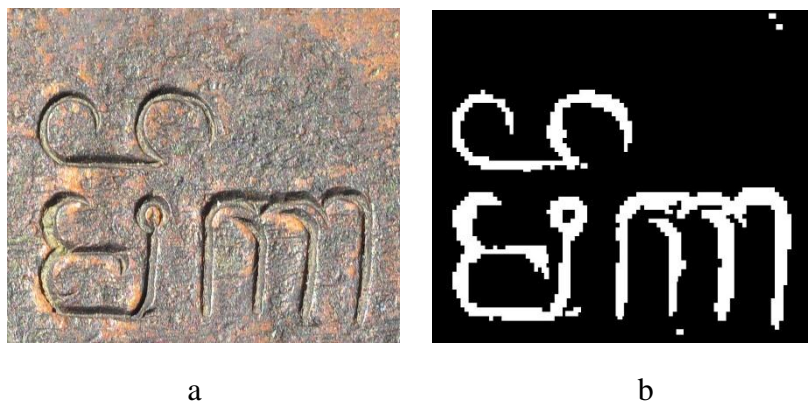
$$F-Measure = 2 * \frac{0.8954 * 0.6724}{0.8954 + 0.6724} = 0.7680$$

$$Rata-rata Error = \frac{11805 + 4921}{101009 + 11805 + 49221 + 556782} = 0.0849 \times 100\% = 8.49\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 91.51%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 89.54% dan nilai *recall* sebesar 67.24%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7680 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 8.49%.

4.5.2.9 Hasil Pengujian 9

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kesembilan, jumlah citra sebanyak 804.384 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.18 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.18 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 9

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.17 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 9.

Tabel 4.17 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 9

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	111008(TP)	10159(FP)	121167
	b = Bukan Pahatan	63127(FN)	620090(TN)	683217

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.17 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{111008 + 620090}{111008 + 10159 + 63127 + 620090} = 0.9089 \times 100\% = 90.89\%$$

$$Precision = \frac{111008}{111008 + 10159} = 0.9162 \times 100\% = 91.62\%$$

$$Recall = \frac{111008}{111008 + 63127} = 0.6375 \times 100\% = 63.75\%$$

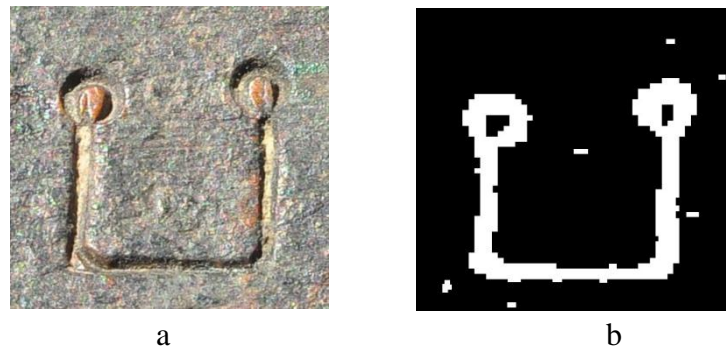
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9162 * 0.6375}{0.9162 + 0.6375} = 0.7518$$

$$Rata-rata Error = \frac{10159 + 63127}{111008 + 10159 + 63127 + 620090} = 0.0911 \times 100\% = 9.11\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.89%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 91.62% dan nilai *recall* sebesar 63.75%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7518 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.11%.

4.5.2.10 Hasil Pengujian 10

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kesepuluh, jumlah citra sebanyak 275.625 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.19 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.19 Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 10

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.18 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 10.

Tabel 4.18 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 10

Confusion Matrix		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	29653(TP)	2252(FP)	31905
	b = Bukan Pahatan	23733(FN)	219987(TN)	243720

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.18 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{29653 + 219987}{29653 + 2252 + 23733 + 219987} = 0.9057 \times 100\% = 90.57\%$$

$$Precision = \frac{29653}{29653 + 2252} = 0.9294 \times 100\% = 92.94\%$$

$$Recall = \frac{29653}{29653 + 23733} = 0.5554 \times 100\% = 55.54\%$$

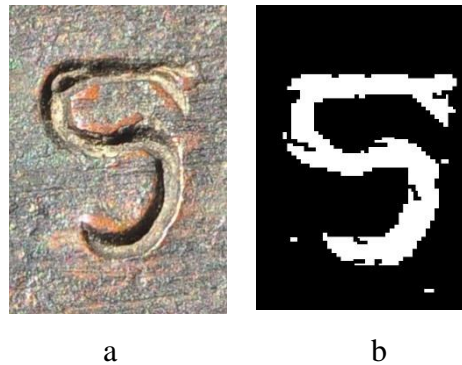
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9294 * 0.5554}{0.9294 + 0.5554} = 0.6953$$

$$Rata-rata Error = \frac{2252 + 23733}{29653 + 2252 + 23733 + 219987} = 0.0943 \times 100\% = 9.43\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.57%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 92.94% dan nilai *recall* sebesar 55.54%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.6953 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.43%.

4.5.2.11 Hasil Pengujian 11

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kesebelas, jumlah citra sebanyak 581.250 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.20 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.20 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 11

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.19 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 11.

Tabel 4.19 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 11

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	97899(TP)	2748(FP)	100647
	b = Bukan Pahatan	52674(FN)	427929(TN)	480603

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.19 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{97899 + 427929}{97899 + 2748 + 52674 + 427929} = 0.9047 \times 100\% = 90.47\%$$

$$Precision = \frac{97899}{97899 + 2748} = 0.9727 \times 100\% = 97.27\%$$

$$Recall = \frac{97899}{97899 + 52674} = 0.6502 \times 100\% = 65.02\%$$

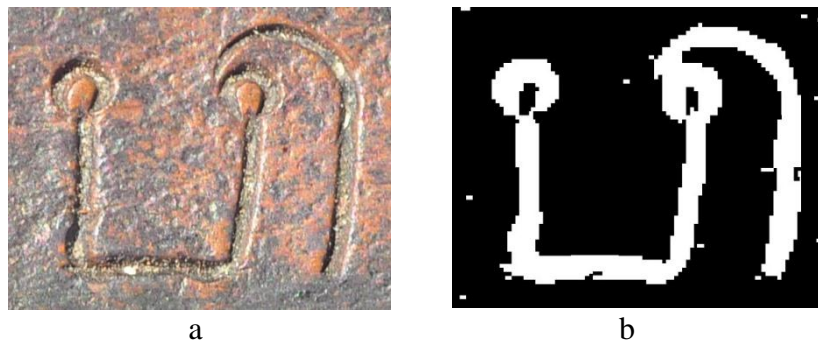
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9727 * 0.6502}{0.9727 + 0.6502} = 0.7794$$

$$Rata-rata Error = \frac{2748 + 52674}{97899 + 2748 + 52674 + 427929} = 0.0953 \times 100\% = 9.53\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.47%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 97.27% dan nilai *recall* sebesar 65.02%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7794 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.53%.

4.5.2.12 Hasil Pengujian 12

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian keduabelas, jumlah citra sebanyak 790.272 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.21 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.21 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 12

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.20 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 12.

Tabel 4.20 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 12

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	135889(TP)	44027(FP)	179916
	b = Bukan Pahatan	42485(FN)	567871(TN)	610356

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.20 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{135889 + 567871}{135889 + 44027 + 42485 + 567871} = 0.8905 \times 100\% = 89.05\%$$

$$Precision = \frac{135889}{135889 + 44027} = 0.7553 \times 100\% = 75.53\%$$

$$Recall = \frac{135889}{135889 + 42485} = 0.7618 \times 100\% = 76.18\%$$

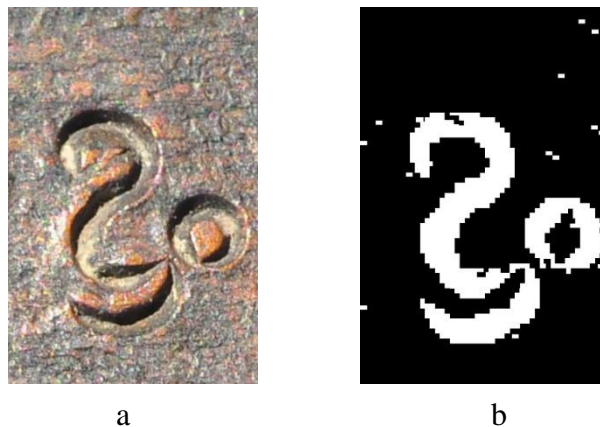
$$F-Measure = 2 * \frac{0.7553 * 0.7618}{0.7553 + 0.7618} = 0.7585$$

$$Rata-rata \ Error = \frac{44027 + 42485}{135889 + 44027 + 42485 + 567871} = 0.1095 \times 100\% = 10.95\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 89.05%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 75.53% dan nilai *recall* sebesar 76.18%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7585 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.95%.

4.5.2.13 Hasil Pengujian 13

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian ketigabelas, jumlah citra sebanyak 410.766 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.22 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.22 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 13

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.21 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 13.

Tabel 4.21 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 13

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	67191(TP)	12622(FP)	79813
	b = Bukan Pahatan	33241(FN)	297712(TN)	330953

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.21 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{67191 + 297712}{67191 + 12622 + 33241 + 297712} = 0.8883 \times 100\% = 88.83\%$$

$$Precision = \frac{67191}{67191 + 12622} = 0.8419 \times 100\% = 84.19\%$$

$$Recall = \frac{67191}{67191 + 33241} = 0.6690 \times 100\% = 66.90\%$$

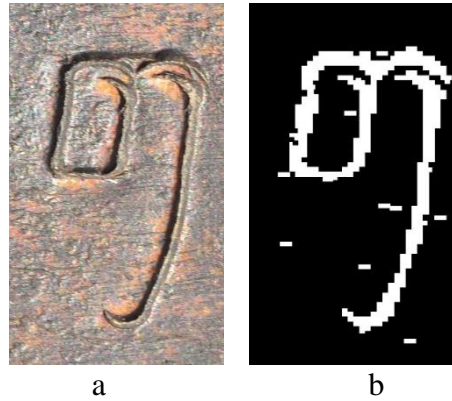
$$F-Measure = 2 * \frac{0.8419 * 0.6690}{0.8419 + 0.6690} = 0.7456$$

$$Rata-rata Error = \frac{12622 + 33241}{67191 + 12622 + 33241 + 297712} = 0.1117 \times 100\% = 11.17\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 88.83%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 84.19% dan nilai *recall* sebesar 66.90%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7456 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 11.17%.

4.5.2.14 Hasil Pengujian 14

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian keempatbelas, jumlah citra sebanyak 795.503 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.23 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.23 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 14

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.22 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 14.

Tabel 4.22 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 14

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	121997(TP)	11596(FP)	133593
	b = Bukan Pahatan	63813(FN)	600097(TN)	663910

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.22 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{121997 + 600097}{121997 + 11596 + 63813 + 600097} = 0.9054 \times 100\% = 90.54\%$$

$$Precision = \frac{121997}{121997 + 11596} = 0.9132 \times 100\% = 91.32\%$$

$$Recall = \frac{121997}{121997 + 63813} = 0.6566 \times 100\% = 65.66\%$$

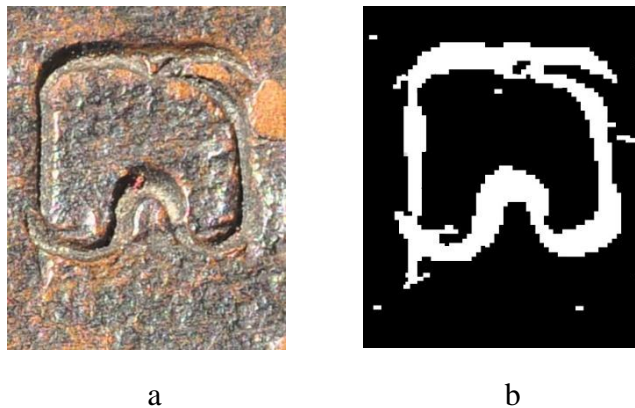
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9132 * 0.6566}{0.9132 + 0.6566} = 0.7639$$

$$Rata-rata Error = \frac{11596 + 63813}{121997 + 11596 + 63813 + 600097} = 0.0946 \times 100\% = 9.46\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.54%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 91.32% dan nilai *recall* sebesar 65.66%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7639 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.46%.

4.5.2.15 Hasil Pengujian 15

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kelimabelas, jumlah citra sebanyak 504.828 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.24 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.24 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 15

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.23 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 15.

Tabel 4.23 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 15

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	98876(TP)	7369(FP)	106245
	b = Bukan Pahatan	48494(FN)	350089(TN)	398583

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.23 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{98876 + 350089}{98876 + 7369 + 48494 + 350089} = 0.8893 \times 100\% = 88.93\%$$

$$Precision = \frac{98876}{98876 + 7369} = 0.9306 \times 100\% = 93.06\%$$

$$Recall = \frac{98876}{98876 + 48494} = 0.6709 \times 100\% = 67.09\%$$

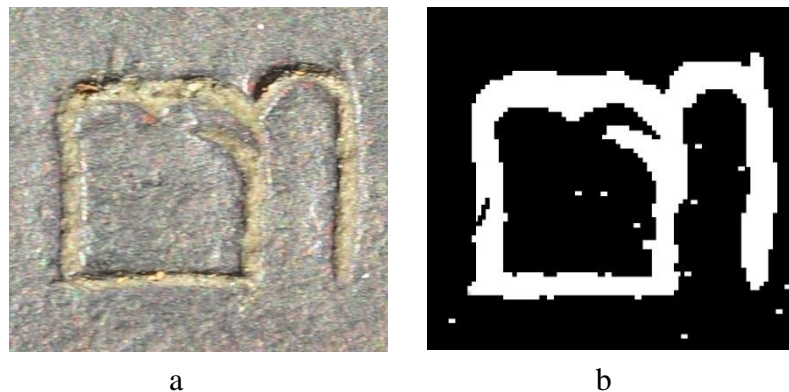
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9306 * 0.6709}{0.9306 + 0.6709} = 0.7797$$

$$Rata-rata Error = \frac{7369 + 48494}{98876 + 7369 + 48494 + 350089} = 0.1107 \times 100\% = 11.07\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 88.93%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 93.06% dan nilai *recall* sebesar 67.09%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7797 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 11.07%.

4.5.2.16 Hasil Pengujian 16

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian keenambelas, jumlah citra sebanyak 897.237 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.25 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.25 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 16

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.24 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 16.

Tabel 4.24 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 16

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	199098(TP)	22917(FP)	222015
	b = Bukan Pahatan	75235(FN)	599987(TN)	675222

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.24 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{199098 + 599987}{199098 + 22917 + 75235 + 599987} = 0.8906 \times 100\% = 89.06\%$$

$$Precision = \frac{199098}{199098 + 22917} = 0.8968 \times 100\% = 89.68\%$$

$$Recall = \frac{199098}{199098 + 75235} = 0.7258 \times 100\% = 72.58\%$$

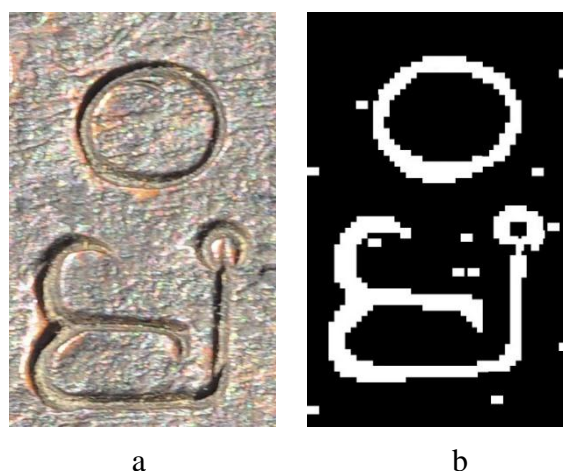
$$F-Measure = 2 * \frac{0.8968 * 0.7258}{0.8968 + 0.7258} = 0.8023$$

$$Rata-rata \ Error = \frac{22917 + 75235}{199098 + 22917 + 75235 + 599987} = 0.1094 \times 100\% = 10.94\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 89.06%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 89.68% dan nilai *recall* sebesar 72.58%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.8023 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.94%.

4.5.2.17 Hasil Pengujian 17

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian ketujuhbelas, jumlah citra sebanyak 763.776 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.26 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.26 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 17

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.25 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 17.

Tabel 4.25 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 17

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	99897(TP)	27759(FP)	127656
	b = Bukan Pahatan	58871(FN)	577249(TN)	636120

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.25 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{99897 + 577249}{99897 + 27759 + 58871 + 577249} = 0.8866 \times 100\% = 88.66\%$$

$$Precision = \frac{99897}{99897 + 27759} = 0.7825 \times 100\% = 78.25\%$$

$$Recall = \frac{99897}{99897 + 58871} = 0.6292 \times 100\% = 62.92\%$$

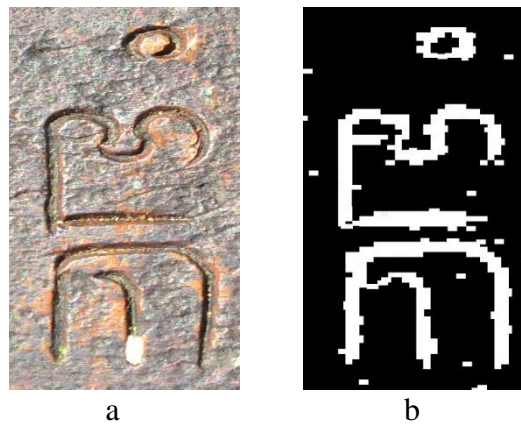
$$F-Measure = 2 * \frac{0.7825 * 0.6292}{0.7825 + 0.6292} = 0.6975$$

$$Rata-rata Error = \frac{27759 + 58871}{99897 + 27759 + 58871 + 577249} = 0.1134 \times 100\% = 11.34\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 88.66%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 78.25% dan nilai *recall* sebesar 62.92%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.6975 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 11.34%.

4.5.2.18 Hasil Pengujian 18

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kedelapanbelas, jumlah citra sebanyak 492.544 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.27 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.27 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 18

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.26 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 18.

Tabel 4.26 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 18

<i>Confusion Matrix</i>	Kelas Prediksi		
	A	B	Total

Kelas Aktual	a = Pahatan	98899(TP)	3612(FP)	102511
	b = Bukan Pahatan	62104(FN)	327929(TN)	390033

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.26 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{98899 + 327929}{98899 + 3612 + 62104 + 327929} = 0.8666 \times 100\% = 86.66\%$$

$$Precision = \frac{98899}{98899 + 3612} = 0.9648 \times 100\% = 96.48\%$$

$$Recall = \frac{98899}{98899 + 62104} = 0.6143 \times 100\% = 61.43\%$$

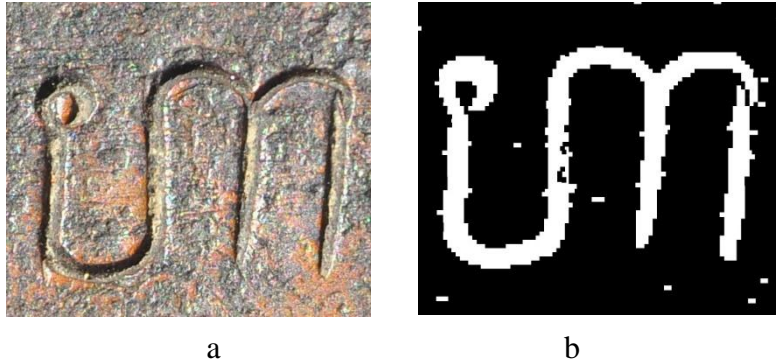
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9648 * 0.6143}{0.9648 + 0.6143} = 0.7506$$

$$Rata-rata Error = \frac{3612 + 62104}{98899 + 3612 + 62104 + 327929} = 0.1334 \times 100\% = 13.34\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 86.66%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 96.48% dan nilai *recall* sebesar 61.43%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.7506 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 13.34%.

4.5.2.19 Hasil Pengujian 19

Berdasarkan hasil dari *slidding image* pada pengujian kedelapanbelas, jumlah citra sebanyak 389.776 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.28 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.28 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 19

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.27 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 19.

Tabel 4.27 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 19

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	97991(TP)	5950(FP)	103941
	b = Bukan Pahatan	36423(FN)	249412(TN)	285835

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.27 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{97991 + 249412}{97991 + 5950 + 36423 + 249412} = 0.8913 \times 100\% = 89.13\%$$

$$Precision = \frac{97991 + 5950}{97991 + 249412} = 0.9428 \times 100\% = 94.28\%$$

$$Recall = \frac{97991}{97991 + 36423} = 0.7290 \times 100\% = 72.90\%$$

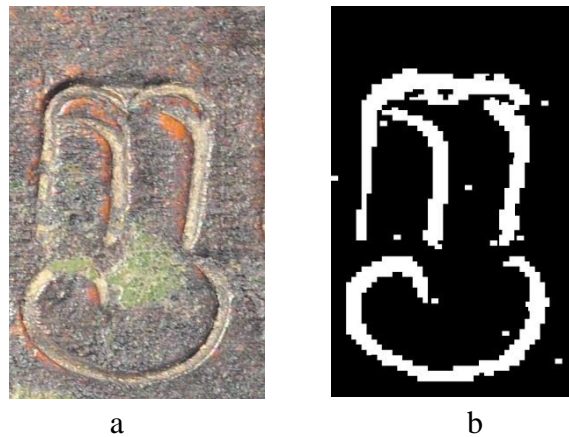
$$F-Measure = 2 * \frac{0.9428 * 0.7290}{0.9428 + 0.7290} = 0.8222$$

$$Rata-rata Error = \frac{5959 + 36423}{97991 + 5950 + 36423 + 249412} = 0.1087 \times 100\% = 10.87\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 89.13%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 96.28% dan nilai *recall* sebesar 72.90%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.8222 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.87%.

4.5.2.20 Hasil Pengujian 20

Berdasarkan hasil dari *sliding image* pada pengujian kedelapanbelas, jumlah citra sebanyak 427.790 citra. Dapat dilihat pada Gambar 4.29 hasil pengenalan tekstur pahatan pada citra prasasti.



Gambar 4.29 (a) Citra Asli dan (b) Hasil deteksi tekstur pahatan 20

Untuk mengetahui kinerja hasil deteksi pada penelitian ini, dihitung nilai *performance* dengan menggunakan ROC. Dapat dilihat pada Tabel 4.28 adalah nilai *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 20.

Tabel 4.28 *Confusion Matrix* hasil deteksi tekstur pahatan 20

<i>Confusion Matrix</i>		Kelas Prediksi		
		A	B	Total
Kelas Aktual	a = Pahatan	89712(TP)	736(FP)	90448
	b = Bukan Pahatan	39361(FN)	297981(TN)	337342

Berdasarkan *Confusion Matrix* pada Tabel 4.28 dapat dihitung tingkat akurasi, presisi, dan recall/sensitivity, sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{89712 + 297981}{89712 + 736 + 39361 + 297981} = 0.9063 \times 100\% = 90.63\%$$

$$Precision = \frac{89712}{89712 + 736} = 0.9919 \times 100\% = 99.19\%$$

$$Recall = \frac{89712}{89712 + 39361} = 0.8173 \times 100\% = 69.50\%$$

$$F-Measure = 2 * \frac{0.9919 * 0.8173}{0.9919 + 0.8173} = 0.8173$$

$$Rata-rata Error = \frac{736 + 39361}{89712 + 736 + 39361 + 297981} = 0.0937 \times 100\% = 9.37\%$$

Metode *backpropagation* mampu mengenali secara akurat tekstur pahatan pada citra prasasti sebesar 90.63%, kemudian dengan nilai *precision* sebesar 99.19% dan nilai *recall* sebesar 69.50%. Nilai *F-Measure* sebesar 0.8173 dan Nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 9.37%.

4.6 Evaluasi Hasil Deteksi

Pengukuran kinerja dari penelitian ini menggunakan metode *Receiver Operating Characteristic (ROC)*, dimana menggunakan nilai pengukuran *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F-Measure* dan Akurasi kesalahan(*error*). Dapat dilihat pada Tabel 4.29 peneliti melakukan perbandingan hasil pada masing-masing citra yang terdeteksi tekstur pahatan dengan pengukuran *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F-Measure* dan Akurasi kesalahan(*error*).

Tabel 4.29 Evaluasi Kinerja

Hasil	Accuracy (%)	Presisi (%)	Recall (%)	F-Measure (%)	Error (%)
Pengujian 1	89,47	62,92	71,73	67,03	10,53
Pengujian 2	91,35	79,86	73,12	76,33	08,65
Pengujian 3	88,54	79,96	64,38	71,73	11,46
Pengujian 4	89,17	58,02	64,14	60,92	10,83
Pengujian 5	92,00	85,00	65,00	73,00	08,00
Pengujian 6	90,37	81,89	66,23	73,23	09,63
Pengujian 7	91,08	95,05	73,97	83,19	08,92
Pengujian 8	91,51	89,54	67,24	76,80	08,49
Pengujian 9	90,89	91,62	63,75	75,18	09,11
Pengujian 10	90,57	92,94	55,54	69,53	09,43
Pengujian 11	90,47	97,27	65,02	77,94	09,53
Pengujian 12	89,05	75,53	76,18	75,85	10,95
Pengujian 13	88,83	84,19	66,90	74,56	11,17
Pengujian 14	90,54	91,32	65,66	76,39	09,46
Pengujian 15	88,93	93,06	67,09	77,97	11,07
Pengujian 16	89,06	89,68	72,58	80,23	10,94
Pengujian 17	88,66	78,25	62,92	69,75	11,34
Pengujian 18	86,66	96,48	61,43	75,06	13,34
Pengujian 19	89,13	94,28	72,90	82,22	10,87
Pengujian 20	90,63	99,19	69,50	81,73	09,37
Rata-Rata (%)	89,85	85,80	67,26	74,93	10,15

Dari evaluasi kinerja yang telah dilakukan untuk prasasti dengan patina coklat gelap diperoleh nilai akurasi sebesar 89.85%, presisi 85.80%, recall 67.26%, F-Measure 74.93% dan error 10.15%. Berdasarkan hasil ini, metode ini cocok untuk dilakukan pengenalan tekstur pahatan pada prasasti tembaga kuno berpatina warna coklat.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB V

PENUTUP

4.7 KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa hasil fitur GLCM yang dapat digunakan untuk melakukan pengenalan/deteksi tekstur pahatan citra prasasti adalah IDM (*Invers Different Moment*), Korelasi dan Entropi. Kemudian pada proses pelatihan harus diperhatikan penggunaan *learning rate* dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi. Keduanya sangat mempengaruhi dalam proses deteksi untuk menghasilkan nilai bobot yang baik. Sehingga pada proses pelatihan menghasilkan nilai akurasi sebesar 94.50%, dimana nilai *learning rate* = 0.1 dan jumlah neuron pada *hidden layer* = 50.

Tahapan pengenalan/deteksi pada tekstur pahatan citra prasasti dilakukan duapuluh percobaan dengan data pengujian yang berbeda. Sehingga dihasilkan nilai rata-rata akurasi sebesar 89.85% dan nilai rata-rata kesalahan(*error*) sebesar 10.15%. Berdasarkan hasil yang diperoleh dapat disimpulkan bahwa metode *backpropagation* berhasil mengenali tekstur pahatan dan bukan pahatan pada citra prasasti berpatina warna coklat.

4.8 SARAN

Untuk penelitian selanjutnya bisa dilakukan pengenalan langsung kepada tiap huruf yang terdapat di lempengan prasasti dengan metode pengenalan lainnya. Serta bisa melakukan di jenis citra prasasti yang berwarna hijau. Karena citra prasasti berwarna hijau memiliki patina/korosi yang lebih parah banyak daripada yang berwarna coklat.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

- Albregtsen, F. (2008). Statistical Texture Measures Computed from Gray Level Coocurrence Matrices. *Image Processing*. <https://doi.org/10.2307/302397>
- Boechari(ed). (1977). Epigrafi dan Sejarah Indonesia. *Majalah Arkeologi Sastra UI*.
- Cheng, H. D., Shan, J., Ju, W., Guo, Y., & Zhang, L. (2010). *Automated breast cancer detection and classification using ultrasound images: A survey. Pattern Recognition*.
- Devireddy, S., & Rao, S. (2009). Hand Written Character Recognition Using Back Propagation Network. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 257–269. Retrieved from <http://jaitit.org/volumes/research-papers/Vol5No3/2Vol5No3.pdf>
- Fawcett, T. (2006). *An introduction to ROC analysis. Pattern Recognition Letters*.
- Gonzales, R. ., Woods, R. ., & Eddins, S. L. (2004). *Digital Image Processing using Matlab*. Prentice Hall.
- Han, J. (2012). *Data Mining : Concepts and Techniques*. USA: Morgan Kaufmann Publisher.
- Harralick, R. M. (1979). Statistical and structural approach to texture. *Proceeding of IEEE Vol 67 No 5*, 67(5), 786–804. <https://doi.org/10.1109/PROC.1979.11328>
- Huang, Z., Li, Z., Huang, H., Li, Z., & Hou, L. (2016). Neurocomputing Comparison of different image denoising algorithms for Chinese calligraphy images. *ScienceDirect, 188(NeuroComputing)*, 102–112.
- Kasim, A. A., Wardoyo, R., & Harjoko, A. (2017). Batik Classification with Artificial Neural Network Based on Texture-Shape Feature of Main Ornament. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*,

9(6), 55–65. <https://doi.org/10.5815/ijisa.2017.06.06>

- Kishore, R., & Kaur, T. (2012). Backpropagation Algorithm : An Artificial Neural Network Approach for Pattern Recognition. *International Journal Od Scientific & Engineering Research*, 3(6), 6–9.
- Kumalasari, N. (2010). *Tinjauan Visual Aksara pada Prasasti Batu Tulis Bogor*. Bandung: Universitas Komputer Indonesia.
- Li, D., Yu, P., Li, H., & Peng, G. (2016). Printed New Tai Lue Character Recognition Based on BP Neural Network. *IEEE International Conference on Signal and Image Processing*, 339–342.
- Lukito, Y., & Harjoko, A. (2013). Pengenalan Hand Gesture Dinamis Menggunakan JST Metode Pembelajaran Backpropagation. *Prosiding Seminar Nasional Ilmu Komputer 2013*, (October), 227–230.
- Mailani, N. A., Amrizal, V., & Hakiem, N. (2017). Comparative analysis of the accuracy of backpropagation and Learning Vector Quantisation for pattern recognition of Hijaiyah letters. *Proceedings - 6th International Conference on Information and Communication Technology for the Muslim World, ICT4M 2016*, 316–319. <https://doi.org/10.1109/ICT4M.2016.63>
- Nixon, M. S., & Aguado, A. S. (2008). *Feature Extraction & Image Processing*.
- Ntirogiannis, K., Gatos, B., & Pratikakis, I. (2014). Handwritten Document Image Binarization. *Proceedings of International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition*, 809–813.
- Purnomo, M. H., & Kurniawan, A. (2006). *Supervised Neural Network dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Purnomo, M. H., & Kurniawan, A. (2006). *Supervised Neural Network dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Puspaningrum, D. (2006). *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: ANDI.

- Rasmana, S. T. (2017a). *Segmentasi citra prasasti tembaga kuno menggunakan metode gtex thresholding*. Institute technology of sepuluh nopember.
- Rasmana, S. T. (2017b). Segmentasi huruf pada prasasti tembaga kuno menggunakan metode thresholding berbasis tekstur. In *Dissertation Book* (pp. 55–56). Surabaya.
- Rasmana, S. T., Suprpto, Y. K., Purnama, I. K. E., Uchimura, K., & Koutaki, G. (2016). Texture Detection for Letter Carving Segmentation of Ancient Copper Inscriptions. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 31(1), 17.
<https://doi.org/10.1142/S0218001417550023>
- Sarker, G., Besra, M., & Dhua, S. (2015). A Learning Based Handwritten Text Categorization. *2015 International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications (ICACEA)*, 465–471.
- Seniman, Arisandi, D., Rahmat, R. F., William, & Nababan, E. B. (2017). Chinese chess character recognition using Direction Feature Extraction and backpropagation. *Proceedings of 2016 International Conference on Data and Software Engineering, ICoDSE 2016*.
<https://doi.org/10.1109/ICODSE.2016.7936104>
- Setiawan, Dedi, Kadek, I., Rasmana, Tri, S., & Wibowo, Christian, M. (2015). Analisis Fitur citra prasasti logam menggunakan metode gray level run length matriks. *Journal of Control and Network Systems*, 4(1), 22–30.
- Shimada, M., Iwasaki, S., & Asakura, T. (2015). Finger Spelling Recognition using Neural Network with Pattern Recognition Model. *IEEE Student Conference on Research and Development (SCORED)*, 78–81.
- Sreedevi, I., Pandey, R., Jayanthi, N., Bhola, G., & Chaudhury, S. (2013). Enhancement of inscription images. *2013 National Conference on Communications, NCC 2013*. <https://doi.org/10.1109/NCC.2013.6488017>
- Sri, C., Hani'ah, M., Raaiqa, R., & Suciati, N. (2015). Batik Classification using Neural Network with Gray Level Co-occurrence Matrix and Statistical Color

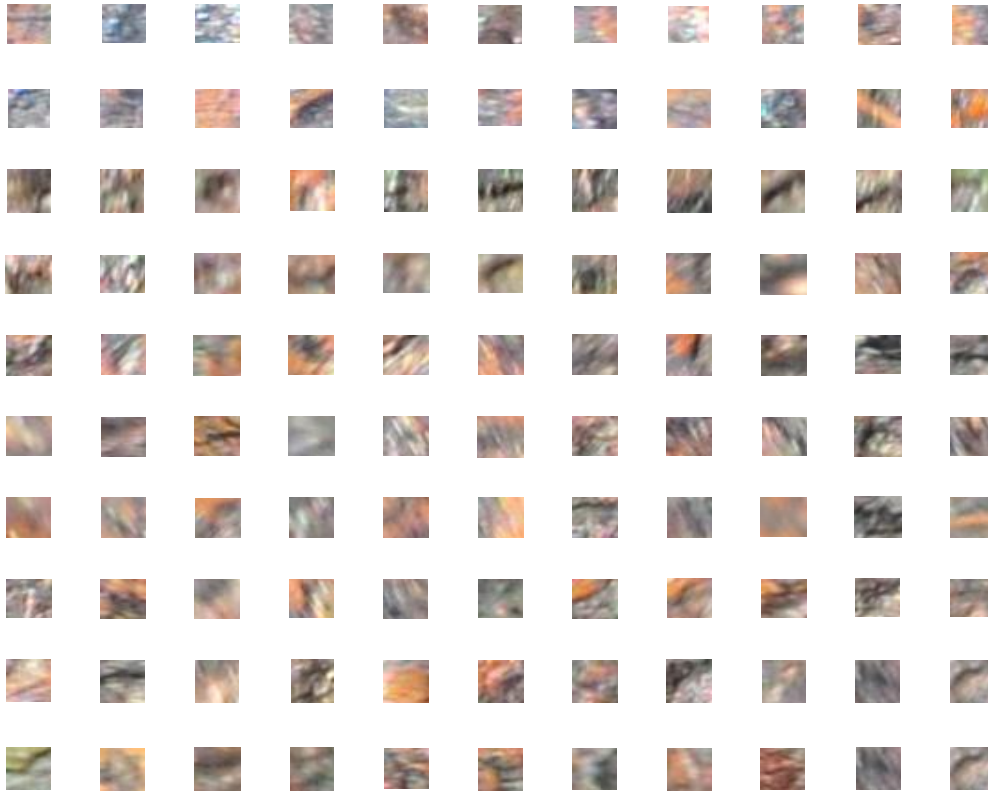
Feature Extraction (pp. 163–168). International Conference on Information, Communication Technology and System (ICTS).

- Sunyoto, A., & Harjoko, A. (2014). Pengenalan Simbol Jarimatika Menggunakan Orientasi Histogram dan Multi-layer Perceptron. *Creative Information Technology Journal*, 1(4), 326–340.
- T. Rasmana, S., K. Suprpto, Y., & E. Purnama, K. (2013). Color Clustering in the Metal Inscription Images Using ANFIS Filter. *Telkomnika*, 11(3), 529–536. <https://doi.org/10.12928/TELKOMNIKA.v11i3.1047>
- Tikoo, S., & Malik, N. (2016). Detection of Face using Viola Jones and Recognition using Back Propagation Neural Network. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 5(5), 288–295.
- Widiastuti, N. I., & Suhendar, R. (2015). Scattered object recognition using Hu Moment invariant and backpropagation neural network. *2015 3rd International Conference on Information and Communication Technology, ICoICT 2015*, 578–583. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2015.7231489>
- Wu, X., & Zhong, H. (2014). Digital Rubbings Creation based on Ink Diffusion. *Proceeding of the IEEE International on Information and Automation Hailar, China*, (July), 914–919.

Halaman ini sengaja dikosongkan

LAMPIRAN

LAMPIRAN I *Slidding Image* Bukan Pahatan I



Gambar Lampiran 1 *Slidding Image* Bukan Pahatan I

LAMPIRAN II *Slidding Image* Bukan Pahatan II



Gambar Lampiran 2 *Slidding Image* Bukan Pahatan II

LAMPIRAN III *Slidding Image* Pahatan I



Gambar Lampiran 3 *Slidding Image* Pahatan I

LAMPIRAN IV *Slidding Image* Pahatan II



Gambar Lampiran 4 *Slidding Image* Pahatan II

LAMPIRAN V TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 1 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
1	0,08885	0,00181	6,12750	0,07687	0,00174	6,14911
2	0,07008	0,00185	6,17205	0,07623	0,00188	6,15534
3	0,09342	0,00199	6,14124	0,08265	0,00208	6,14520
4	0,08673	0,00197	6,14090	0,08247	0,00206	6,12680
5	0,09911	0,00271	6,08324	0,11079	0,00265	6,09734
6	0,08156	0,00151	6,17205	0,09483	0,00149	6,15336
7	0,08757	0,00148	6,17531	0,08208	0,00144	6,17991
8	0,08576	0,00154	6,19237	0,07520	0,00145	6,19039
9	0,07230	0,00151	6,19202	0,07588	0,00143	6,19563
10	0,06577	0,00152	6,17828	0,07550	0,00144	6,18975
11	0,08363	0,00163	6,19039	0,08839	0,00151	6,18940
12	0,07305	0,00164	6,14846	0,08533	0,00150	6,17630
13	0,07918	0,00175	6,15598	0,08814	0,00157	6,18515
14	0,07745	0,00174	6,13699	0,08070	0,00157	6,12977
15	0,09066	0,00169	6,16681	0,08008	0,00153	6,19662
16	0,10936	0,00258	6,08883	0,10460	0,00253	6,11207
17	0,09296	0,00160	6,17828	0,07132	0,00146	6,17892
18	0,07651	0,00146	6,17269	0,08324	0,00137	6,17630
19	0,06552	0,00132	6,17566	0,06654	0,00125	6,19924
20	0,06971	0,00128	6,19662	0,08051	0,00124	6,17927

LAMPIRAN VI TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 2 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
1	0,18985	0,00230	6,06145	0,07711	0,00156	6,17892
2	0,16393	0,00232	6,05966	0,06328	0,00160	6,17304
3	0,17072	0,00278	6,00856	0,08703	0,00171	6,15830
4	0,16497	0,00272	6,03233	0,08027	0,00170	6,16419
5	0,17469	0,00319	6,03736	0,10282	0,00237	6,13239
6	0,15181	0,00183	6,09407	0,07156	0,00128	6,18777
7	0,12989	0,00176	6,13338	0,07015	0,00123	6,18614
8	0,15012	0,00181	6,11830	0,07612	0,00127	6,20448
9	0,12702	0,00173	6,10718	0,05209	0,00122	6,18253
10	0,13260	0,00180	6,10159	0,06532	0,00129	6,20023
11	0,13270	0,00182	6,09437	0,07496	0,00130	6,18515
12	0,13036	0,00188	6,10159	0,05479	0,00136	6,16582
13	0,13321	0,00204	6,11370	0,07202	0,00147	6,15108
14	0,13995	0,00203	6,09961	0,07046	0,00148	6,16483
15	0,12900	0,00196	6,13274	0,07645	0,00148	6,20448
16	0,16935	0,00307	6,03869	0,08148	0,00233	6,12453
17	0,14854	0,00193	6,10520	0,08705	0,00147	6,17531
18	0,12243	0,00172	6,13437	0,06073	0,00139	6,16844
19	0,12942	0,00155	6,10945	0,08315	0,00126	6,16943
20	0,11241	0,00153	6,13140	0,07426	0,00113	6,19924

LAMPIRAN VII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 3 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
21	0,07070	0,00126	6,16646	0,07296	0,00122	6,19499
22	0,07299	0,00131	6,15009	0,08536	0,00128	6,17892
23	0,08102	0,00124	6,17892	0,07135	0,00121	6,20547
24	0,08354	0,00123	6,18090	0,07880	0,00120	6,20973
25	0,07540	0,00122	6,17403	0,06680	0,00120	6,18777
26	0,05627	0,00115	6,20186	0,07465	0,00113	6,19662
27	0,11964	0,00263	6,10683	0,10915	0,00256	6,08488
28	0,05924	0,00109	6,19138	0,06035	0,00107	6,19301
29	0,05814	0,00107	6,20186	0,07041	0,00106	6,20448
30	0,06321	0,00106	6,19825	0,06489	0,00105	6,20350
31	0,06511	0,00110	6,19499	0,07040	0,00108	6,20513
32	0,08181	0,00108	6,17665	0,07325	0,00106	6,18515
33	0,07409	0,00112	6,15959	0,08059	0,00112	6,18777
34	0,08494	0,00111	6,15173	0,06838	0,00113	6,18253
35	0,07602	0,00113	6,18352	0,09265	0,00114	6,16844
36	0,06414	0,00111	6,16419	0,06966	0,00111	6,17729
37	0,07084	0,00112	6,17432	0,07824	0,00113	6,20448
38	0,11326	0,00280	6,08260	0,12889	0,00271	6,11293
39	0,07022	0,00113	6,19039	0,07490	0,00115	6,16320
40	0,07367	0,00114	6,19400	0,07987	0,00116	6,18777

LAMPIRAN VIII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 4 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90^0 dan Sudut 135^0

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
21	0,12049	0,00155	6,14747	0,05873	0,00107	6,18352
22	0,11698	0,00164	6,10507	0,06607	0,00111	6,17566
23	0,12242	0,00158	6,13927	0,06888	0,00103	6,17106
24	0,11201	0,00159	6,14159	0,07625	0,00102	6,21497
25	0,13180	0,00157	6,13961	0,07647	0,00101	6,18614
26	0,11513	0,00148	6,14485	0,05230	0,00097	6,17007
27	0,15918	0,00308	6,04423	0,07888	0,00228	6,13536
28	0,12583	0,00137	6,14025	0,07341	0,00095	6,20023
29	0,10308	0,00131	6,12156	0,07132	0,00090	6,19301
30	0,11057	0,00129	6,15796	0,06758	0,00089	6,20251
31	0,09865	0,00131	6,12242	0,05405	0,00092	6,19924
32	0,11895	0,00132	6,15534	0,06411	0,00089	6,19039
33	0,13027	0,00134	6,14485	0,07249	0,00092	6,19237
34	0,12794	0,00136	6,14747	0,07739	0,00092	6,17467
35	0,13312	0,00136	6,11242	0,06101	0,00092	6,19301
36	0,13018	0,00134	6,12504	0,08948	0,00094	6,17467
37	0,12291	0,00136	6,12517	0,06899	0,00093	6,18154
38	0,15480	0,00309	6,03963	0,08539	0,00236	6,15895
39	0,12875	0,00135	6,13763	0,06635	0,00095	6,21823
40	0,12200	0,00136	6,13501	0,05291	0,00097	6,21596

LAMPIRAN IX TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 5 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
41	0,08536	0,00112	6,14846	0,09128	0,00114	6,16483
42	0,08180	0,00120	6,16681	0,08206	0,00125	6,19499
43	0,10218	0,00135	6,17566	0,08908	0,00142	6,18253
44	0,08766	0,00150	6,15026	0,09451	0,00157	6,16681
45	0,07471	0,00156	6,14846	0,08850	0,00159	6,15271
46	0,08658	0,00158	6,15895	0,08903	0,00162	6,18579
47	0,08459	0,00158	6,12878	0,08822	0,00160	6,15895
48	0,08913	0,00162	6,18416	0,09034	0,00163	6,15959
49	0,11760	0,00278	6,12814	0,11622	0,00274	6,08488
50	0,08734	0,00162	6,14747	0,09517	0,00163	6,15598
51	0,09346	0,00163	6,14287	0,09164	0,00165	6,17566
52	0,12409	0,00169	6,15632	0,10432	0,00172	6,15534
53	0,09460	0,00175	6,15138	0,10761	0,00176	6,16681
54	0,07820	0,00180	6,17630	0,10245	0,00181	6,15370
55	0,10418	0,00182	6,13961	0,09230	0,00184	6,14648
56	0,09067	0,00178	6,15796	0,08639	0,00180	6,16681
57	0,08598	0,00174	6,17042	0,08978	0,00176	6,15632
58	0,07876	0,00167	6,17205	0,08025	0,00169	6,18253
59	0,08074	0,00168	6,18678	0,08364	0,00169	6,18876
60	0,11025	0,00294	6,09407	0,10967	0,00283	6,09600

LAMPIRAN X TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 6 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
41	0,13875	0,00135	6,13961	0,07456	0,00095	6,18154
42	0,13199	0,00135	6,14189	0,06998	0,00096	6,20448
43	0,11820	0,00151	6,14451	0,08118	0,00099	6,16943
44	0,13791	0,00174	6,08225	0,06981	0,00108	6,17879
45	0,12553	0,00184	6,12715	0,08732	0,00121	6,18253
46	0,13052	0,00186	6,11469	0,07014	0,00129	6,17205
47	0,12784	0,00179	6,12814	0,07696	0,00133	6,20186
48	0,12238	0,00184	6,12453	0,06367	0,00138	6,19499
49	0,15764	0,00313	6,04161	0,07310	0,00226	6,16844
50	0,14429	0,00184	6,10421	0,08055	0,00140	6,17729
51	0,14161	0,00182	6,11731	0,07203	0,00140	6,20350
52	0,12367	0,00185	6,12028	0,07735	0,00140	6,17205
53	0,15134	0,00193	6,09180	0,06757	0,00148	6,17991
54	0,12888	0,00202	6,12389	0,07989	0,00153	6,20711
55	0,14426	0,00207	6,13501	0,07089	0,00161	6,18090
56	0,13158	0,00204	6,10554	0,08069	0,00160	6,16844
57	0,13528	0,00198	6,11242	0,06483	0,00158	6,19301
58	0,14285	0,00189	6,12977	0,07109	0,00150	6,20711
59	0,11949	0,00186	6,09570	0,06312	0,00147	6,18416
60	0,16443	0,00344	6,03311	0,07807	0,00246	6,13536

LAMPIRAN XI TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 7 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0^0 dan Sudut 45^0

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
61	0,10722	0,00174	6,15895	0,08557	0,00174	6,15796
62	0,08292	0,00171	6,17892	0,08841	0,00169	6,21071
63	0,08236	0,00167	6,18876	0,10140	0,00168	6,16320
64	0,09260	0,00166	6,16518	0,08889	0,00163	6,14812
65	0,07715	0,00159	6,17991	0,07885	0,00154	6,17205
66	0,07795	0,00154	6,18975	0,08161	0,00148	6,18841
67	0,07093	0,00144	6,17106	0,06804	0,00135	6,21235
68	0,07435	0,00136	6,17304	0,06668	0,00125	6,20973
69	0,09367	0,00132	6,18352	0,08106	0,00120	6,17857
70	0,07167	0,00116	6,21334	0,06696	0,00106	6,21398
71	0,12800	0,00270	6,12814	0,11004	0,00260	6,13012
72	0,08422	0,00106	6,18876	0,07685	0,00098	6,20186
73	0,08056	0,00097	6,19039	0,07918	0,00090	6,17531
74	0,07067	0,00090	6,18777	0,06655	0,00084	6,20874
75	0,06219	0,00088	6,20186	0,06328	0,00082	6,19499
76	0,06130	0,00083	6,21759	0,04884	0,00077	6,21136
77	0,05839	0,00076	6,18777	0,04623	0,00071	6,23430
78	0,07958	0,00070	6,21823	0,04878	0,00066	6,21497
79	0,06219	0,00063	6,22906	0,03664	0,00060	6,23168
80	0,07775	0,00060	6,21497	0,04576	0,00056	6,23069

LAMPIRAN XII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 8 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
61	0,13651	0,00195	6,11766	0,07470	0,00155	6,18940
62	0,14878	0,00194	6,15207	0,05743	0,00155	6,20186
63	0,12837	0,00191	6,12389	0,06858	0,00151	6,21334
64	0,13583	0,00190	6,11702	0,05624	0,00150	6,19499
65	0,12288	0,00182	6,10980	0,06837	0,00146	6,18515
66	0,12279	0,00175	6,15370	0,05667	0,00142	6,19301
67	0,13847	0,00167	6,09338	0,06442	0,00135	6,20186
68	0,13560	0,00157	6,14124	0,05795	0,00131	6,20448
69	0,14493	0,00155	6,10683	0,07120	0,00133	6,19039
70	0,15902	0,00142	6,15370	0,05897	0,00120	6,22545
71	0,15433	0,00324	6,04295	0,09012	0,00235	6,15173
72	0,14507	0,00126	6,12191	0,06675	0,00114	6,20973
73	0,15573	0,00110	6,10718	0,06836	0,00103	6,19237
74	0,14373	0,00102	6,13338	0,06395	0,00092	6,19202
75	0,15832	0,00099	6,16058	0,05572	0,00088	6,20186
76	0,13868	0,00095	6,11434	0,05872	0,00085	6,22120
77	0,14969	0,00088	6,15796	0,06114	0,00080	6,21497
78	0,14578	0,00082	6,15207	0,07549	0,00075	6,21759
79	0,14395	0,00072	6,19662	0,05876	0,00067	6,22906
80	0,14004	0,00068	6,16483	0,06615	0,00063	6,21334

LAMPIRAN XIII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 9 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
81	0,06860	0,00058	6,22644	0,05389	0,00054	6,21858
82	0,10098	0,00257	6,11667	0,09229	0,00254	6,12127
83	0,06222	0,00055	6,21497	0,04732	0,00051	6,24478
84	0,05417	0,00054	6,23430	0,03871	0,00049	6,21823
85	0,05940	0,00051	6,23855	0,04746	0,00047	6,25264
86	0,05825	0,00048	6,21858	0,03674	0,00045	6,23954
87	0,07337	0,00048	6,22184	0,04781	0,00044	6,23855
88	0,05850	0,00047	6,23954	0,04560	0,00044	6,24740
89	0,06783	0,00048	6,23692	0,03821	0,00045	6,22283
90	0,06910	0,00048	6,23692	0,04559	0,00045	6,23168
91	0,07878	0,00049	6,24478	0,05029	0,00046	6,24740
92	0,05570	0,00051	6,23692	0,05862	0,00048	6,21759
93	0,10345	0,00251	6,12651	0,11051	0,00245	6,12255
94	0,06965	0,00052	6,23692	0,05505	0,00050	6,25526
95	0,06834	0,00054	6,23430	0,04554	0,00051	6,23168
96	0,06624	0,00056	6,21561	0,05248	0,00053	6,22382
97	0,07196	0,00057	6,23494	0,06438	0,00055	6,22120
98	0,07196	0,00059	6,21759	0,06272	0,00057	6,21759
99	0,07853	0,00059	6,22382	0,05446	0,00057	6,21858
100	0,08291	0,00061	6,24740	0,06549	0,00058	6,23331

LAMPIRAN XIV TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 10 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
81	0,13016	0,00066	6,17304	0,05419	0,00059	6,21497
82	0,18029	0,00309	6,06129	0,07381	0,00232	6,15796
83	0,13300	0,00063	6,19499	0,04761	0,00057	6,22184
84	0,14667	0,00061	6,18713	0,05028	0,00056	6,22382
85	0,11387	0,00057	6,20711	0,04729	0,00053	6,23954
86	0,12910	0,00054	6,21497	0,05954	0,00050	6,22283
87	0,11072	0,00052	6,19761	0,07013	0,00048	6,22545
88	0,11669	0,00051	6,22382	0,04918	0,00046	6,25264
89	0,11583	0,00051	6,19662	0,05713	0,00046	6,22644
90	0,10585	0,00052	6,21759	0,04514	0,00046	6,23954
91	0,10973	0,00054	6,21497	0,05027	0,00046	6,24740
92	0,12944	0,00055	6,20809	0,05229	0,00047	6,23954
93	0,16981	0,00301	6,05145	0,08137	0,00229	6,13076
94	0,09749	0,00057	6,22382	0,04784	0,00048	6,24478
95	0,12225	0,00059	6,20711	0,06337	0,00049	6,22545
96	0,10042	0,00060	6,20023	0,06479	0,00051	6,22906
97	0,09812	0,00061	6,19924	0,05315	0,00051	6,23692
98	0,11344	0,00065	6,18352	0,05926	0,00054	6,23593
99	0,09809	0,00066	6,20973	0,05238	0,00055	6,24216
100	0,11375	0,00067	6,18055	0,05501	0,00056	6,24216

LAMPIRAN XV TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 11 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
101	0,05679	0,00062	6,21235	0,05801	0,00060	6,22906
102	0,07392	0,00067	6,22382	0,06462	0,00065	6,23954
103	0,07868	0,00075	6,22283	0,05764	0,00073	6,19464
104	0,10675	0,00249	6,10915	0,10513	0,00243	6,11108
105	0,05662	0,00085	6,22644	0,06563	0,00081	6,19761
106	0,09575	0,00096	6,19662	0,08813	0,00094	6,18352
107	0,07685	0,00104	6,20285	0,08198	0,00102	6,18515
108	0,08619	0,00107	6,20547	0,07739	0,00108	6,20612
109	0,08843	0,00115	6,17368	0,08590	0,00118	6,18189
110	0,06806	0,00123	6,15796	0,07793	0,00126	6,20612
111	0,08827	0,00132	6,15860	0,07902	0,00136	6,18253
112	0,08189	0,00138	6,16582	0,07297	0,00141	6,16320
113	0,06884	0,00148	6,17467	0,07392	0,00151	6,18876
114	0,10122	0,00157	6,15370	0,08993	0,00157	6,14386
115	0,09611	0,00185	6,16681	0,07593	0,00193	6,16320
116	0,10734	0,00256	6,15534	0,09941	0,00246	6,11172
117	0,09140	0,00167	6,16780	0,08917	0,00165	6,17432
118	0,08962	0,00168	6,15370	0,07888	0,00168	6,18614
119	0,10124	0,00181	6,11731	0,09542	0,00178	6,14747
120	0,08518	0,00182	6,15173	0,08123	0,00175	6,17729

LAMPIRAN XVI TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 12 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
101	0,12809	0,00067	6,18352	0,05693	0,00056	6,24478
102	0,12919	0,00072	6,18678	0,05971	0,00058	6,22021
103	0,13822	0,00077	6,18940	0,07130	0,00063	6,22021
104	0,16165	0,00296	6,03147	0,08204	0,00221	6,10193
105	0,11727	0,00089	6,19662	0,07010	0,00069	6,22120
106	0,12293	0,00104	6,17170	0,05981	0,00077	6,21334
107	0,15192	0,00113	6,14747	0,06849	0,00086	6,20874
108	0,13705	0,00116	6,13991	0,06138	0,00089	6,21858
109	0,15251	0,00123	6,09570	0,06266	0,00094	6,19761
110	0,16854	0,00134	6,14124	0,07014	0,00097	6,21071
111	0,16165	0,00149	6,10245	0,06887	0,00104	6,15860
112	0,16815	0,00156	6,13961	0,07525	0,00111	6,18253
113	0,15273	0,00168	6,15534	0,08609	0,00121	6,19563
114	0,15093	0,00179	6,13501	0,08197	0,00131	6,18876
115	0,14628	0,00252	6,04621	0,07847	0,00157	6,17665
116	0,16209	0,00294	6,07113	0,07244	0,00222	6,12488
117	0,16987	0,00187	6,09437	0,09077	0,00146	6,16745
118	0,16263	0,00185	6,09996	0,08108	0,00152	6,17892
119	0,17381	0,00199	6,04492	0,09055	0,00164	6,17403
120	0,17089	0,00200	6,10391	0,08407	0,00169	6,15370

LAMPIRAN XVII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 13 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
121	0,09074	0,00175	6,13501	0,08152	0,00166	6,16157
122	0,08714	0,00161	6,13892	0,08510	0,00151	6,16943
123	0,07605	0,00157	6,13274	0,08077	0,00147	6,17729
124	0,10526	0,00160	6,13338	0,08478	0,00148	6,13175
125	0,09830	0,00167	6,14124	0,07930	0,00152	6,16122
126	0,08918	0,00172	6,15370	0,08625	0,00157	6,17467
127	0,11048	0,00277	6,08947	0,13679	0,00267	6,09536
128	0,10650	0,00176	6,12290	0,08329	0,00159	6,16255
129	0,09403	0,00173	6,14584	0,08025	0,00157	6,14747
130	0,09220	0,00159	6,13041	0,08339	0,00146	6,17496
131	0,09006	0,00140	6,13664	0,09768	0,00130	6,18090
132	0,08272	0,00133	6,13763	0,08234	0,00123	6,19499
133	0,09684	0,00126	6,15731	0,08652	0,00118	6,17566
134	0,09094	0,00124	6,18876	0,07944	0,00116	6,20285
135	0,08363	0,00121	6,16681	0,07939	0,00113	6,20448
136	0,09307	0,00119	6,18352	0,06900	0,00111	6,20711
137	0,08074	0,00115	6,18876	0,07454	0,00110	6,20809
138	0,10791	0,00269	6,12616	0,12536	0,00259	6,08848
139	0,08656	0,00115	6,19499	0,07971	0,00110	6,20448
140	0,07928	0,00107	6,18678	0,08374	0,00103	6,22382

LAMPIRAN XVIII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 14 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
121	0,17695	0,00200	6,04642	0,07423	0,00173	6,14386
122	0,17384	0,00181	6,10095	0,08226	0,00165	6,16157
123	0,15929	0,00170	6,11766	0,09091	0,00157	6,15860
124	0,15005	0,00163	6,12325	0,08870	0,00151	6,17467
125	0,17363	0,00166	6,05145	0,08962	0,00149	6,13140
126	0,16578	0,00174	6,08458	0,08390	0,00151	6,16058
127	0,16440	0,00317	6,03311	0,09308	0,00240	6,14584
128	0,16032	0,00178	6,07212	0,09994	0,00158	6,17205
129	0,15932	0,00179	6,08148	0,08002	0,00161	6,15009
130	0,15447	0,00173	6,07113	0,08131	0,00156	6,16681
131	0,15422	0,00151	6,12191	0,08477	0,00140	6,17991
132	0,14272	0,00139	6,13862	0,08710	0,00133	6,17205
133	0,14116	0,00132	6,12651	0,08911	0,00120	6,17566
134	0,14239	0,00128	6,12354	0,08820	0,00115	6,20448
135	0,13568	0,00125	6,13111	0,06574	0,00111	6,20023
136	0,14135	0,00125	6,12453	0,09022	0,00111	6,21136
137	0,13144	0,00123	6,11929	0,06831	0,00108	6,20023
138	0,16780	0,00313	6,02099	0,08029	0,00229	6,16582
139	0,12507	0,00122	6,13927	0,08324	0,00107	6,19761
140	0,12743	0,00118	6,16943	0, 07846	0,00102	6,21334

LAMPIRAN XIX TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 15 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
141	0,07497	0,00100	6,18515	0,07315	0,00097	6,21398
142	0,08559	0,00092	6,19761	0,08005	0,00090	6,20350
143	0,08321	0,00089	6,18515	0,07778	0,00087	6,19662
144	0,07137	0,00084	6,19400	0,07338	0,00083	6,22644
145	0,09187	0,00082	6,21497	0,06594	0,00081	6,22644
146	0,05928	0,00079	6,20513	0,07060	0,00079	6,23430
147	0,08221	0,00082	6,18975	0,07340	0,00082	6,20711
148	0,07666	0,00083	6,21136	0,07407	0,00084	6,22906
149	0,11385	0,00270	6,10881	0,11518	0,00257	6,09076
150	0,07475	0,00089	6,19400	0,08152	0,00090	6,20973
151	0,07445	0,00090	6,22545	0,07351	0,00090	6,21334
152	0,07788	0,00090	6,21071	0,07547	0,00090	6,20809
153	0,07330	0,00090	6,22120	0,06212	0,00092	6,21235
154	0,07114	0,00092	6,22120	0,06045	0,00093	6,22382
155	0,05994	0,00095	6,21596	0,07756	0,00097	6,22120
156	0,06428	0,00104	6,19924	0,05779	0,00104	6,22906
157	0,07959	0,00108	6,20612	0,06591	0,00109	6,21235
158	0,07440	0,00111	6,18975	0,09158	0,00112	6,18940
159	0,07460	0,00114	6,18416	0,07114	0,00115	6,20973
160	0,12523	0,00257	6,15959	0,10592	0,00245	6,11667

LAMPIRAN XX TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 16 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
141	0,12776	0,00112	6,14799	0,06758	0,00101	6,20612
142	0,12255	0,00100	6,15598	0,07477	0,00093	6,21334
143	0,13005	0,00095	6,17205	0,07257	0,00087	6,21858
144	0,11140	0,00091	6,17304	0,05435	0,00082	6,21858
145	0,12012	0,00087	6,18678	0,06675	0,00079	6,23168
146	0,13147	0,00084	6,18614	0,06056	0,00076	6,22644
147	0,11928	0,00087	6,16582	0,07954	0,00077	6,21596
148	0,11329	0,00089	6,18713	0,06697	0,00076	6,23692
149	0,17823	0,00323	6,03439	0,08260	0,00251	6,11964
150	0,11715	0,00097	6,18090	0,06514	0,00081	6,23430
151	0,12639	0,00101	6,16943	0,07467	0,00084	6,22382
152	0,11760	0,00100	6,17927	0,07094	0,00085	6,22644
153	0,11141	0,00100	6,17106	0,06963	0,00085	6,23069
154	0,12076	0,00104	6,20285	0,05947	0,00084	6,23168
155	0,12145	0,00106	6,16943	0,05093	0,00083	6,23168
156	0,12978	0,00118	6,18253	0,05847	0,00091	6,23692
157	0,12894	0,00130	6,17042	0,05227	0,00094	6,23692
158	0,12611	0,00133	6,18678	0,06241	0,00099	6,23168
159	0,15011	0,00134	6,17106	0,07846	0,00104	6,19924
160	0,15917	0,00316	6,03607	0,08655	0,00234	6,14485

LAMPIRAN XXI TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 17 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
161	0,06746	0,00114	6,22644	0,06660	0,00114	6,20448
162	0,07679	0,00120	6,20285	0,07989	0,00121	6,18876
163	0,07813	0,00119	6,19924	0,06583	0,00119	6,20186
164	0,06836	0,00114	6,19301	0,07493	0,00114	6,18055
165	0,07311	0,00116	6,19138	0,06461	0,00115	6,22120
166	0,07441	0,00121	6,20547	0,07051	0,00119	6,18678
167	0,06498	0,00127	6,18713	0,08169	0,00125	6,18678
168	0,07311	0,00130	6,17467	0,06780	0,00128	6,17892
169	0,05632	0,00130	6,21071	0,06241	0,00126	6,19662
170	0,05857	0,00132	6,19400	0,07128	0,00132	6,16844
171	0,10354	0,00244	6,10421	0,09714	0,00241	6,12290
172	0,06198	0,00132	6,18090	0,08582	0,00133	6,17403
173	0,06371	0,00136	6,18253	0,07109	0,00134	6,17007
174	0,06472	0,00138	6,17432	0,06367	0,00135	6,21071
175	0,07325	0,00140	6,17368	0,07218	0,00135	6,18777
176	0,07031	0,00148	6,16844	0,07811	0,00142	6,15697
177	0,08193	0,00146	6,15237	0,06176	0,00139	6,16582
178	0,06534	0,00152	6,18253	0,07190	0,00144	6,16844
179	0,05874	0,00148	6,19237	0,07645	0,00145	6,19301
180	0,08225	0,00138	6,17630	0,08972	0,00135	6,15173

LAMPIRAN XXII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 18 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
161	0,14017	0,00136	6,12616	0,06614	0,00102	6,21334
162	0,13566	0,00143	6,12715	0,08428	0,00106	6,19103
163	0,13128	0,00146	6,13274	0,06903	0,00109	6,21398
164	0,13884	0,00145	6,13140	0,05344	0,00105	6,20711
165	0,16422	0,00142	6,14060	0,05657	0,00106	6,22021
166	0,15672	0,00148	6,12028	0,05843	0,00107	6,19237
167	0,15451	0,00165	6,08685	0,07122	0,00111	6,19138
168	0,17331	0,00175	6,07701	0,07454	0,00118	6,21759
169	0,16301	0,00178	6,09570	0,06499	0,00117	6,21497
170	0,16297	0,00192	6,05343	0,09030	0,00123	6,14648
171	0,18024	0,00304	6,03637	0,08819	0,00225	6,11207
172	0,16071	0,00212	6,08934	0,06523	0,00117	6,20350
173	0,14727	0,00219	6,07113	0,04833	0,00117	6,19464
174	0,17294	0,00221	6,09605	0,05426	0,00124	6,18876
175	0,16294	0,00216	6,05308	0,04545	0,00129	6,17141
176	0,16923	0,00223	6,04870	0,06864	0,00133	6,16943
177	0,17868	0,00237	6,04196	0,06383	0,00140	6,19662
178	0,16933	0,00249	6,04131	0,06967	0,00140	6,18940
179	0,15872	0,00222	6,06356	0,07520	0,00136	6,16320
180	0,16171	0,00217	6,03886	0,06511	0,00138	6,15796

LAMPIRAN XXIII TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 19 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 0⁰ dan Sudut 45⁰

No Citra	G0. IDM	G0. Korelasi	G0. Entropi	G45. IDM	G45. Korelasi	G45. Entropi
181	0,05631	0,00139	6,19103	0,06838	0,00135	6,20448
182	0,11518	0,00232	6,11044	0,10541	0,00228	6,14287
183	0,07065	0,00139	6,18253	0,06821	0,00135	6,20547
184	0,05464	0,00134	6,16518	0,06125	0,00129	6,19237
185	0,06033	0,00141	6,16320	0,06637	0,00134	6,14287
186	0,08495	0,00136	6,15271	0,05705	0,00129	6,19464
187	0,07053	0,00141	6,18515	0,06656	0,00131	6,18614
188	0,07244	0,00137	6,18940	0,06454	0,00130	6,19039
189	0,08411	0,00134	6,17828	0,08366	0,00127	6,18777
190	0,06698	0,00136	6,19924	0,06236	0,00129	6,21334
191	0,07169	0,00134	6,20023	0,06370	0,00129	6,19237
192	0,05948	0,00128	6,19464	0,06509	0,00125	6,17566
193	0,10033	0,00225	6,14386	0,09503	0,00219	6,10980
194	0,07492	0,00131	6,20973	0,06191	0,00127	6,19727
195	0,08273	0,00130	6,17368	0,06183	0,00125	6,18713
196	0,08032	0,00142	6,20973	0,07921	0,00133	6,19563
197	0,08308	0,00140	6,18055	0,07024	0,00135	6,18416
198	0,08902	0,00135	6,16518	0,07504	0,00133	6,20186
199	0,07574	0,00132	6,17793	0,08473	0,00130	6,19662
200	0,06811	0,00127	6,19499	0,05916	0,00125	6,21334

LAMPIRAN XXIV TABEL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Tabel Lampiran 20 Hasil Ekstraksi Fitur GLCM *Slidding Image* Sudut 90⁰ dan Sudut 135⁰

No Citra	G90. IDM	G90. Korelasi	G90. Entropi	G135. IDM	G135. Korelasi	G135. Entropi
181	0,15599	0,00217	6,09373	0,05515	0,00129	6,21660
182	0,15864	0,00276	6,05209	0,08063	0,00205	6,15207
183	0,17451	0,00204	6,10292	0,06469	0,00132	6,17042
184	0,14287	0,00207	6,06915	0,04673	0,00127	6,19662
185	0,15734	0,00213	6,09196	0,07250	0,00131	6,18515
186	0,14193	0,00202	6,12191	0,06139	0,00126	6,19400
187	0,14101	0,00205	6,13338	0,07518	0,00135	6,18614
188	0,13439	0,00191	6,13338	0,06792	0,00126	6,17205
189	0,14067	0,00180	6,08290	0,07322	0,00126	6,18777
190	0,12189	0,00181	6,15534	0,05443	0,00127	6,20809
191	0,14239	0,00176	6,16221	0,06186	0,00126	6,18566
192	0,12479	0,00167	6,11667	0,05086	0,00122	6,18777
193	0,14761	0,00275	6,09373	0,08678	0,00197	6,13600
194	0,14134	0,00160	6,13274	0,07109	0,00120	6,19662
195	0,14134	0,00162	6,13076	0,06070	0,00116	6,17630
196	0,13159	0,00174	6,12092	0,07627	0,00125	6,18090
197	0,14532	0,00174	6,14584	0,05792	0,00129	6,17927
198	0,13613	0,00168	6,09996	0,06804	0,00126	6,20087
199	0,12802	0,00162	6,16354	0,05681	0,00123	6,21596
200	0,13862	0,00155	6,15108	0,05654	0,00117	6,18451

Halaman ini sengaja dikosongkan

BIOGRAFI PENULIS



Amalia Chairy lahir di Batam pada tanggal 9 Juni 1993. Berasal dari Medan, Ibukota provinsi Sumatera utara. Anak ke-2 dari 4 bersaudara, dari pasangan H. Arman Danus, SE dan Hj. Riswita, S.Si. Riwayat pendidikan yang pernah ditempuh dari jenjang sekolah dasar hingga sekarang: SD Swasta ERIA Medan (1998-2004), SMP Negeri 3 Medan (2004-2007), SMK Telkom Shandy Putra 1 Medan (2007-2010) jurusan Teknik Komputer dan

Jaringan (TKJ), melanjutkan kuliah di Universitas Sumatera Utara (USU) (2010-2014) dengan jurusan Ilmu Komputer dan mendapatkan gelar S. Kom. Pernah bekerja menjadi asisten laboratorium sewaktu kuliah S1. Ia seorang penggiat sosial di kota surabaya, bergabung di Gerakan Melukis Harapan (Komunitas yang mendukung dan melakukan perubahan untuk dolly) tepatnya dibidang pendidikan parenting masyarakat dolly. Kemudian mendapatkan Beasiswa Unggulan Penggiat Sosial dan Seniman dari Kemendikbud untuk melanjutkan pendidikan magister di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) dengan bidang keahlian Jaringan Cerdas Multimedia, Fakultas Teknik Elektro, Surabaya.

Penulis bisa dihubungi melalui email: amalia.chairy09@gmail.com